



**ITS**  
Institut  
Teknologi  
Sepuluh Nopember

**TUGAS AKHIR - KS 141501**

**PERAMALAN HARGA EMAS YANG DIPENGARUHI  
OLEH HARGA MINYAK, NILAI TUKAR MATA UANG,  
DAN INDEKS STANDARD & POOR MENGGUNAKAN  
METODE GENERALIZED REGRESSION NEURAL  
NETWORK**

**NOVIANTI MEGA PRASTANTI**  
**NRP 5211 100 002**

Dosen Pembimbing  
Prof. Ir. Arif Djunaidy, M.Sc, Ph.D  
Retno Aulia Vinarti, S.Kom, M.Kom

**JURUSAN SISTEM INFORMASI**  
Fakultas Teknologi Informasi  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2015



**ITS**  
Institut  
Teknologi  
Sepuluh Nopember

**FINAL PROJECT - KS 141501**

# **FORECASTING OF GOLD PRICES INFLUENCED BY OIL PRICES, CURRENCY EXCHANGE RATES, AND STANDARD & POOR INDEXES USING THE GENERALIZED REGRESSION NEURAL NETWORK METHOD**

**NOVIANTI MEGA PRASTANTI**  
Reg. Number 5211 100 002

Supervisor  
Prof. Ir. Arif Djunaidy, M.Sc, Ph.D  
Retno Aulia Vinarti, S.Kom, M.Kom

DEPARTMENT OF INFORMATION SYSTEM  
Faculty of Information Technology  
Sepuluh Nopember Institute of Technology  
Surabaya 2015

## LEMBAR PENGESAHAN

### **PERAMALAN HARGA EMAS YANG DIPENGARUHI OLEH HARGA MINYAK, NILAI TUKAR MATA UANG, DAN INDEKS STANDARD & POOR MENGGUNAKAN METODE GENERALIZED REGRESSION NEURAL NETWORK**

#### **TUGAS AKHIR**

Disusun untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer  
pada  
Jurusan Sistem Informasi  
Fakultas Teknologi Informasi  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

**NOVIANTI MEGA PRASTANTI**  
**NRP 5211 100 002**

Surabaya, Juli 2015



**Dr. Eng. Febriliyan Samopa, S. Kom, M. Kom**  
**NIP. 1973 0219 1998 02 1001**



## LEMBAR PERSETUJUAN

### PERAMALAN HARGA EMAS YANG DIPENGARUHI OLEH HARGA MINYAK, NILAI TUKAR MATA UANG, DAN INDEKS *STANDARD* & *POOR* MENGGUNAKAN METODE *GENERALIZED REGRESSION NEURAL* *NETWORK*

#### TUGAS AKHIR

Disusun untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer  
pada

Jurusan Sistem Informasi  
Fakultas Teknologi Informasi  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

**NOVIANTI MEGA PRASTANTI**  
**NRP 5211 100 002**

Disetujui Tim Penguji : Tanggal Ujian : 10 Juni 2015  
Periode Wisuda : September 2015


**Prof. Ir. Arif Djunaidy, M.Sc, Ph.D**

  
(Pembimbing I)


**Retno Aulia Vinarti, S.Kom, M.Kom**

  
(Pembimbing II)

**Wiwik Anggraeni, S.Si, M.Kom**

  
(Penguji I)

**Feby Artwodini M, S.Kom, M.T**

  
(Penguji II)

**PERAMALAN HARGA EMAS YANG DIPENGARUHI  
OLEH HARGA MINYAK, NILAI TUKAR MATA  
UANG, DAN INDEKS *STANDARD & POOR*  
MENGUNAKAN METODE  
*GENERALIZED REGRESSION NEURAL NETWORK***

<b>Nama Mahasiswa</b>	<b>: Novianti Mega Prastanti</b>
<b>NRP</b>	<b>: 5211 100 002</b>
<b>Jurusan</b>	<b>: Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi</b>
<b>Dosen Pembimbing</b>	<b>: Prof. Ir. Arif Djunaidy, M.Sc, Ph.D Retno Aulia Vinarti, S.Kom, M.Kom</b>

**ABSTRAK**

*Emas merupakan salah satu aset investasi yang paling diminati karena bersifat mudah diuangkan, sehingga emas menjadi salah satu jenis investasi yang menarik. Dalam beberapa penelitian sebelumnya ditemukan bahwa fluktuasi harga emas dipengaruhi oleh tiga variabel penting, yaitu harga minyak, nilai tukar mata uang, dan indeks Standard & Poor (SP). Oleh karena fluktuasi harga emas yang tidak menentu dapat menyulitkan para pelaku bisnis dalam menentukan waktu yang tepat untuk membeli atau menjual emas, maka model peramalan yang memperhitungkan pengaruh dari ketiga variabel penting tersebut menjadi esensial untuk disediakan.*

*Dalam Tugas Akhir ini, untuk memperoleh model peramalan yang akurat dalam memperhitungkan pengaruh variabel harga minyak, nilai tukar mata uang, dan indeks SP, dikembangkan sebuah model peramalan yang mengintegrasikan metode peramalan berbasis *Generalized Regression Neural Network* (GRNN) yang melibatkan teknik dekomposisi *Seasonal Trend**

*Decomposition based on Loess (STL) dan metode Theta. Teknik dekomposisi STL digunakan untuk memisahkan komponen data musiman (seasonal), data tren, dan data residual (irregular). Metode peramalan berbasis GRNN kemudian digunakan untuk meramalkan komponen data musiman dan data residual. Di lain pihak, metode Theta digunakan untuk meramalkan komponen data tren. Kedua hasil peramalan ini kemudian diintegrasikan menggunakan Backpropagation Neural Network (BPNN) untuk memperoleh hasil peramalan akhir.*

*Model peramalan yang dikembangkan dalam Tugas Akhir ini di uji coba menggunakan data sebanyak 2.484 data harian yang diperoleh dari berbagai sumber untuk kurun waktu mulai 3 Januari 2005 hingga 31 Desember 2014. Dengan menggunakan model peramalan yang dilatih dengan menggunakan data untuk periode sembilan tahun pertama memberikan hasil Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 0,60% untuk uji coba validasi yang melibatkan data satu tahun terakhir. Selain itu, hasil uji coba menunjukkan bahwa model peramalan terbaik diperoleh apabila dilakukan pembentukan model baru untuk setiap kali terdapat penambahan data aktual selama satu bulan terakhir. Dan hasil uji coba pengaruh kombinasi variabel mulai dari variabel tunggal, ganda, dan triplet menunjukkan bahwa harga minyak mempunyai pengaruh yang cukup signifikan terhadap peramalan harga emas.*

**Kata Kunci :** *peramalan, generalized regression neural network, harga emas, harga minyak, nilai tukar mata uang, indeks SP, Seasonal Trend Decomposition based on Loess, metode theta, jaringan syaraf tiruan propagasi balik*

# **FORECASTING OF GOLD PRICES INFLUENCED BY OIL PRICES, CURRENCY EXCHANGE RATES, AND STANDARD & POOR INDEXES USING THE GENERALIZED REGRESSION NEURAL NETWORK METHOD**

**Student Name** : Novianti Mega Prastanti  
**Reg. Number** : 5211 100 002  
**Departement** : Information Systems,  
Faculty of Information Technology  
**Supervisor** : Prof. Ir. Arif Djunaidy, M.Sc, Ph.D  
Retno Aulia Vinarti, S.Kom, M.Kom

## **ABSTRACT**

*Gold is one of the most interested investment asset because it is easily cashed, and hence gold became one of the attractive investments. In some previous studies found that fluctuations in the price of gold could be influenced by three important variables, namely oil prices, exchange rates, and the Standard & Poor's (SP) indexes. Since uncertain fluctuations in the price of gold may complicate the businessmen in determining the right time to buy or sell gold, then the forecasting model that takes into account the influence of those three important variables become essential to be provided.*

*In this final project, to obtain an accurate forecasting model that takes into account the influence of oil prices, exchange rates, and SP indexes, a forecasting model that integrates forecasting method based on Generalized Regression Neural Network (GRNN) which involves the decomposition technique Seasonal Trend Decomposition based on Loess (STL) and Theta method is developed. The STL decomposition technique is used*

*to separate components of the seasonal data, trend data, and the irregular data. The GRNN-based forecasting method is then used to predict seasonal and residual data components. On the other hand, the Theta method is employed to predict trend data component. Finally, both of these forecasting results are integrated using a Backpropagation Neural Network (BPNN) to obtain the final forecasting results.*

*Forecasting model that has been developed in this final project, tested using 2,484 daily data ranging from January 3, 2005 until December 31, 2014 obtained from various sources. The first nine-year period of data was used to build the forecasting model, while the last year data was used to validate the forecasting results. A very accurate results of 0.6% for their mean absolute percentage error (MAPE) were obtained. In addition to this, experimental results also showed that the forecasting model must be rebuilt in accordance with the availability of recent actual monthly data. Moreover, among the combinations of three variables being involved in the forecasting model, oil prices become the most significant one that influences the gold price forecasting.*

***Keywords : forecasting, generalized regression neural network, gold prices, oil prices, exchange rates, SP indexes, Seasonal Trend Decomposition based on Loess, theta method, backpropagation neural network***



## KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur penulis tuturkan kehadirat Allah SWT yang telah memberikan segala petunjuk, kasih sayang, dan kekuatan kepada penulis sehingga dengan ridho-Nya penulis dapat menyelesaikan laporan tugas akhir yang berjudul: “PERAMALAN HARGA EMAS YANG DIPENGARUHI OLEH HARGA MINYAK, NILAI TUKAR MATA UANG, DAN INDEKS STANDARD & POOR MENGGUNAKAN METODE GENERALIZED REGRESSION NEURAL NETWORK”. Tugas akhir ini dibuat untuk menyelesaikan program studi S1 di Jurusan Sistem Informasi Fakultas Teknologi Informasi Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Dalam penyelesaian tugas akhir ini, penulis memperoleh banyak bimbingan dan petunjuk dari banyak pihak yang turut membantu baik secara langsung maupun secara tidak langsung. Oleh karena itu penulis menyampaikan rasa terima-kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Dr. Eng. Febriliyan Samopa, S.Kom, M.Kom, selaku Ketua Jurusan Sistem Informasi Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya yang telah menyediakan fasilitas terbaik untuk kebutuhan tugas akhir mahasiswa.
2. Bapak Prof. Ir. Arif Djunaidy, M.Sc, Ph.D selaku Dosen Pembimbing I yang sekaligus menjadi pengarah dan memberikan solusi yang luar biasa dalam penyelesaian tugas akhir ini, terima kasih bapak atas bimbingan dan ilmu selama penulis melaksanakan tugas akhir.
3. Ibu Retno Aulia Vinarti, S.Kom, M.Kom selaku Dosen Pembimbing II yang selalu memotivasi dan memberikan arahan baik secara online maupun offline, terimakasih ibuk Vivin telah meluangkan banyak waktu kepada penulis dalam melaksanakan tugas akhir.
4. Bapak Radityo Prasetianto Wibowo, S.Kom, M.Kom, selaku dosen wali yang selalu memberikan masukan kepada

penulis pada saat perwalian dalam mengambil mata kuliah khususnya Tugas Akhir.

5. Kedua orang tua penulis yang telah berjuang untuk membiayai kuliah hingga penulis bisa menyelesaikan tugas akhir ini, terimakasih atas dukungan dan doanya selama ini.
6. Sasmi H. Y selaku sahabat dan partner Tugas Akhir terbaik yang selalu mendampingi, menemani, serta memberikan semangat dan dukungan moril kepada penulis, terimakasih atas semuanya.
7. Ritsa, Yuni, Rican, Upin, Nova, Rahmi, dan Nita selaku sahabat penulis saat kuliah yang selalu memberi dukungan, semangat dan motivasi saat pendidikan S1 serta agar penulis segera menyelesaikan Tugas Akhir ini.
8. Keluarga BASILISK yang selalu berjuang bersama-sama dan saling memberikan dukungan serta doa, terimakasih semuanya.

Terima kasih atas segala bantuan, dukungan, serta doanya. Semoga Allah SWT senantiasa melimpahkan rahmat hidayah serta membalas kebaikan yang telah diberikan kepada penulis. Semoga tulisan ini bermanfaat bagi pembaca terutama di bidang implementasi jaringan syaraf tiruan. Tugas akhir ini diharapkan dapat menjadi salah satu bentuk penerapan jaringan syaraf tiruan di bidang investasi.

Surabaya, 27 Juli 2015

Penulis

## DAFTAR ISI

ABSTRAK .....	ix
ABSTRACT .....	xi
KATA PENGANTAR .....	xiii
DAFTAR ISI .....	xv
DAFTAR GAMBAR .....	xix
DAFTAR TABEL .....	xxi
DAFTAR KODE PROGRAM .....	xxiii
BAB I    PENDAHULUAN.....	1
1.1.    Latar Belakang .....	1
1.2.    Perumusan Masalah.....	4
1.3.    Batasan Tugas Akhir .....	5
1.4.    Tujuan Tugas Akhir .....	5
1.5.    Manfaat Tugas Akhir .....	5
1.6.    Relevansi Tugas Akhir.....	6
BAB II   TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1.    Peramalan .....	7
2.2.    Komponen Variabel .....	8
2.2.1.    Harga Emas .....	8
2.2.2.    Harga Minyak .....	9
2.2.3.    Nilai Tukar Mata Uang.....	12
2.2.4.    Indeks Standard & Poor .....	16
2.3.    Korelasi Harga Emas dengan Variabel Lain.....	17
2.4.    Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Peramalan.....	21
2.5.    Generalized Regression Neural Network .....	22
2.6.    Dekomposisi Data.....	24

2.7.	Teknik Dekomposisi Komponen Data Musiman dan Tren Menggunakan Prosedur LOESS .....	25
2.7.1.	Pemisahan Tren dan Perhitungan Deret Musiman Sementara .....	26
2.7.2.	Filter Deret Musiman Sementara .....	26
2.7.3.	Perhitungan Komponen Musiman dan Pemisahan Komponen Musiman .....	27
2.7.4.	Perhitungan Komponen Tren .....	27
2.8.	Metode Theta .....	28
2.9.	Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik .....	28
2.10.	Praproses .....	30
2.11.	Kriteria Pemilihan Model Peramalan .....	31
2.12.	Studi Sebelumnya .....	34
<b>BAB III DESAIN DAN IMPLEMENTASI .....</b>		<b>37</b>
3.1.	Pengumpulan Data .....	38
3.2.	Praproses .....	39
3.2.1.	Data Kosong .....	39
3.2.2.	Pencilan .....	39
3.3.	Desain dan Implementasi Model Peramalan .....	40
3.3.1.	Dekomposisi Data .....	40
3.3.2.	Peramalan Komponen Data Musiman dan Residual .....	43
3.3.3.	Peramalan Komponen Data Tren .....	48
3.3.4.	Penggabungan Hasil Peramalan .....	49
<b>BAB IV UJI COBA DAN ANALISIS HASIL .....</b>		<b>53</b>
4.1.	Lingkungan Uji Coba .....	53
4.2.	Data Uji Coba .....	53
4.3.	Jenis Uji Coba .....	54

4.3.1.	Uji Coba Penentuan Parameter Model Peramalan.....	54
4.3.2.	Uji Coba Sensitivitas Penambahan Data.....	55
4.3.3.	Uji Coba Perbandingan Nilai Peramalan Menggunakan Data Terbaru .....	55
4.3.4.	Uji Coba Pengaruh Kombinasi Variabel Mulai dari Variabel Tunggal, Ganda, dan Triplet.....	55
4.4.	Pelaksanaan dan Hasil Uji Coba.....	57
4.4.1.	Pelaksanaan Uji Coba Penentuan Parameter Model Peramalan.....	57
4.4.2.	Pelaksanaan Uji Coba Sensitivitas Penambahan Data.....	66
4.4.3.	Pelaksanaan Uji Coba Perbandingan Nilai Peramalan Menggunakan Data Terbaru.....	66
4.4.4.	Pelaksanaan Uji Coba Pengaruh Kombinasi Variabel Mulai dari Variabel Tunggal, Ganda, dan Triplet.....	68
4.5.	Analisis Hasil Uji Coba .....	69
4.5.1.	Analisis Uji Coba Penentuan Parameter Model Peramalan.....	70
4.5.2.	Analisis Uji Coba Sensitivitas Penambahan Data .....	76
4.5.3.	Analisis Uji Coba Perbandingan Nilai Peramalan Menggunakan Data Terbaru.....	77
4.5.4.	Analisis Uji Coba Pengaruh Kombinasi Variabel Mulai dari Variabel Tunggal, Ganda, dan Triplet.....	79
BAB V	KESIMPULAN DAN SARAN.....	83
5.1.	Kesimpulan.....	83
5.2.	Saran.....	85



DAFTAR PUSTAKA .....	87
BIODATA PENULIS .....	103
LAMPIRAN - A GRAFIK HASIL DEKOMPOSISI.....	A-1
LAMPIRAN - B KODE PROGRAM.....	B-1

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Hasil Analisis Korelasi pada SPSS .....	20
Tabel 3.1	Ambang Batas Pencilan Paling Optimal .....	40
Tabel 3.2	Deskripsi Data Pelatihan, Data Pengujian, dan Data Validasi .....	43
Tabel 3.2	Deskripsi Data Pelatihan, Data Pengujian, dan Data Validasi Lanjutan.....	44
Tabel 3.3	Desain Arsitektur GRNN .....	44
Tabel 3.3	Desain Arsitektur GRNN Lanjutan .....	45
Tabel 3.3	Desain Arsitektur BPNN .....	49
Tabel 4.1	Hasil Uji Coba Penentuan Penyebaran GRNN ....	57
Tabel 4.2	Hasil Uji Coba Penentuan Laju Pembelajaran BPNN .....	59
Tabel 4.3	Hasil Uji Coba Penentuan Momentum BPNN .....	60
Tabel 4.4	Hasil Uji Coba Penentuan Iterasi BPNN.....	61
Tabel 4.5	Hasil Uji Coba Penentuan Simpul Lapisan Tersembunyi BPNN .....	62
Tabel 4.5	Hasil Uji Coba Penentuan Simpul Lapisan Tersembunyi BPNN Lanjutan.....	63
Tabel 4.6	Hasil Uji Coba Penentuan Fungsi Pelatihan BPNN .....	64
Tabel 4.7	Hasil Uji Coba Sensitivitas Penambahan Data.....	66
Tabel 4.8	MAPE Pengujian Kurun Waktu Validasi Optimal.....	67

*Halaman ini sengaja dikosongkan.*

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1	Grafik Fluktuasi Harga Emas.....	3
Gambar 2.1	Grafik Fluktuasi Harga Minyak WTI.....	11
Gambar 2.2	Grafik Fluktuasi Harga Minyak Brent .....	11
Gambar 2.3	Grafik Fluktuasi USD/AUD.....	13
Gambar 2.4	Grafik Fluktuasi USD/GBP.....	14
Gambar 2.5	Grafik Fluktuasi USD/CAD.....	14
Gambar 2.6	Grafik Fluktuasi USD/INR .....	15
Gambar 2.7	Grafik Fluktuasi USD/EURO .....	16
Gambar 2.8	Grafik Fluktuasi Indeks SP .....	17
Gambar 2.9	Struktur Jaringan GRNN.....	23
Gambar 2.10	Struktur Jaringan BPNN .....	29
Gambar 3.1	Tahapan Desain dan Implementasi .....	37
Gambar 3.2	Hasil Dekomposisi STL .....	42
Gambar 4.1	Hasil Uji Coba Penentuan Penyebaran GRNN .....	70
Gambar 4.2	Hasil Uji Coba Penentuan Laju Pembelajaran BPNN .....	71
Gambar 4.3	Hasil Uji Coba Penentuan Momentum BPNN .....	72
Gambar 4.4	Hasil Uji Coba Penentuan Jumlah Iterasi BPNN .....	73
Gambar 4.5	Hasil Uji Coba Penentuan Simpul Lapisan Tersembunyi BPNN .....	73
Gambar 4.6	Hasil Uji Coba Penentuan Fungsi Pelatihan BPNN .....	74
Gambar 4.7	Hasil Pengujian Peramalan Harga Emas .....	75
Gambar 4.8	Hasil Validasi Peramalan Harga Emas Jan- Des 2014 .....	76
Gambar 4.9	Hasil Uji Coba Sensitivitas Penambahan Data .....	77

Gambar 4.10 MAPE Pengujian Kurun Waktu Validasi  
Optimal.....78

Gambar 4.11 Hasil Validasi Menggunakan Data Mei 2015 .79

Gambar 4.12 Hasil Peramalan Harga Emas Tanpa  
Mempertimbangkan Variabel Lain.....80

Gambar 4.13 Hasil Peramalan Harga Emas dengan  
Kombinasi Beberapa Variabel.....81



## DAFTAR KODE PROGRAM

Kode Program 3.1	Dekomposisi STL .....	41
Kode Program 3.2	Peramalan Komponen Data Musiman dan Residual.....	46
Kode Program 3.3	Normalisasi GRNN.....	47
Kode Program 3.4	Pembuatan Jaringan GRNN.....	47
Kode Program 3.5	Pelatihan GRNN .....	47
Kode Program 3.6	Denormalisasi Keluaran GRNN .....	47
Kode Program 3.7	Pengujian GRNN .....	48
Kode Program 3.8	Peramalan Komponen Data Tren.....	48
Kode Program 3.9	Penggabungan Hasil Peramalan.....	50
Kode Program 3.10	Normalisasi BPNN .....	50
Kode Program 3.11	Pembangunan BPNN .....	51
Kode Program 3.12	Denormalisasi BPNN.....	51

*Halaman ini sengaja dikosongkan.*

## **BAB I**

### **PENDAHULUAN**

Bab pendahuluan ini membahas tentang latar belakang pengerjaan tugas akhir, rumusan permasalahan yang dihadapi dalam pengerjaan tugas akhir, batasan permasalahan pengerjaan tugas akhir, tujuan pengerjaan tugas akhir, manfaat dari pengerjaan tugas akhir, dan relevansi tugas akhir.

#### **1.1. Latar Belakang**

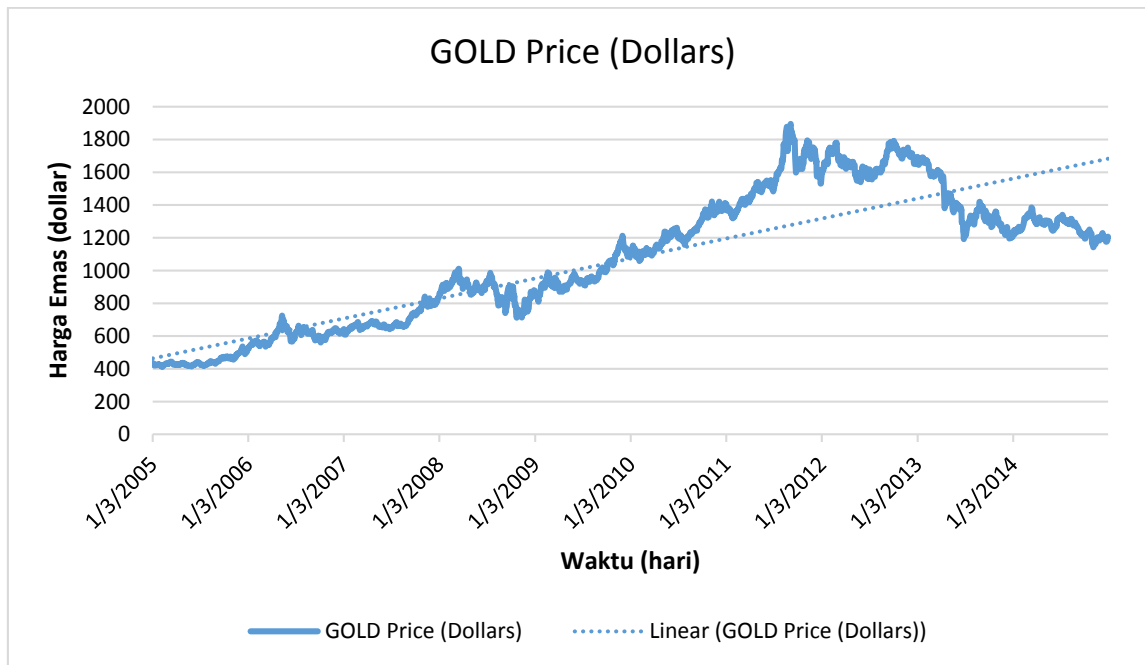
Emas merupakan salah satu aset investasi yang paling diminati karena bersifat *liquid* atau mudah diuangkan [10]. Untuk menjaga sekaligus menginvestasikan kekayaan, masyarakat maupun pelaku bisnis cenderung melakukan investasi emas. Selain itu, karakteristik emas yang dapat diperdagangkan setiap saat dan dalam kondisi apapun mejadikan pelaku bisnis atau masyarakat sering memilih emas untuk berinvestasi [1].

Untuk memperoleh keuntungan yang optimal, pelaku bisnis yang bergerak dibidang investasi emas harus pandai menentukan waktu kapan melakukan penjualan dan pembelian emas. Tentunya mereka menginginkan harga yang rendah saat melakukan pembelian dan harga yang mahal saat melakukan penjualan. Namun, pelaku bisnis yang bergerak di bidang perdagangan emas tidak bisa menentukan sendiri harga emas yang diperdagangkan karena terdapat patokan harga emas lokal terhadap harga emas di pasar dunia. Harga emas di pasaran internasional itu sendiri dipengaruhi oleh beberapa faktor. Faktor-faktor tersebut menurut Levin dan Wright meliputi faktor jangka pendek seperti permintaan dan penawaran, dan faktor jangka panjang meliputi nilai tukar dolar dan pengendalian modal [15].

Penelitian terkait faktor-faktor yang mempengaruhi harga emas telah banyak dilakukan oleh para peneliti. Pada tahun 2009 Pravit Khaemasunun berhasil membuktikan bahwa Australian Dollar, Japanese Yen, US Dollar, Canadian Dollar, EU Ponds, harga minyak dan harga emas dimasa yang akan datang

mempengaruhi perubahan harga emas di Thailand [23]. Penelitian lain yang dilakukan oleh Perry Sadorsky menunjukkan adanya korelasi antara sosial investasi, harga emas, dan harga minyak [22]. Selain itu, K. S. Sujit dan B. Rajesh Kumar melakukan penelitian untuk mengetahui hubungan antara harga emas, harga minyak (WTI dan *Europe*), nilai tukar mata uang, dan pengembalian saham pasar (indeks S&P 500). Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, variabel-variabel tersebut berpengaruh langsung terhadap harga emas meskipun ada variabel yang nilai pengaruhnya terbilang kecil [13]. Selanjutnya variabel-variabel tersebut akan dijadikan rujukan dalam tugas akhir ini.

Penelitian dalam bidang peramalan harga emas bukanlah suatu hal yang baru. Shahriar Shafiee dan Erkan Topal melakukan penelitian dengan menganalisa gambaran dari pasar emas global dan meramalkan harga emas tanpa pengaruh variabel lain untuk 10 tahun kedepan [30]. Selain itu, dalam penelitiannya, Marina Theodosiou menggunakan kombinasi antara *Generalized Regression Neural Network* (GRNN) dengan teknik dekomposisi komponen data musiman dan tren menggunakan prosedur LOESS (*STL - Seasonal Trend Decomposition based on Loess*) dan metode theta. Prosedur dekomposisi STL diimplementasikan untuk mendapatkan komponen musiman (*seasonal*), komponen tren, dan komponen residual (*irregular*). GRNN digunakan untuk meramalkan komponen data musiman dan komponen residual. Sedangkan metode Theta dipakai untuk estimasi komponen data tren [18]. Penelitian lain yang dilakukan oleh Marthasari dan Arif Djunaidy berhasil mengintegrasikan algoritma genetika ke dalam metode peramalan harga emas berbasis STL-GRNN-Theta [7]. Namun, dalam penelitian tersebut tidak mempertimbangkan variabel-variabel yang mempengaruhi harga emas. Sebagai bukti bahwa harga emas mengandung komponen residual, maka pada Gambar 1.1 berikut akan disajikan diagram fluktuasi harga emas dari tahun 2005 hingga 2014.



**Gambar 1.1 Grafik Fluktuasi Harga Emas**



Berdasarkan Gambar 1.1 diatas terlihat bahwa harga emas mengalami fluktuasi dari tahun ke tahun. Pada tahun 2005 hingga tahun 2006 terjadi kenaikan harga emas. Pada tahun 2007 harga emas mengalami penurunan dan kembali stabil pada tahun 2008. Di tahun berikutnya harga emas mengalami penurunan dan selanjutnya harga emas mengalami peningkatan terus menerus hingga tahun 2012. Pada tahun 2013 harga emas kembali mengalami penurunan.

Fluktuasi harga emas yang tidak menentu mengakibatkan para pelaku bisnis dibidang investasi emas mengalami kesulitan dalam menentukan waktu yang tepat untuk membeli emas. Pemain bisnis tidak berani mengambil risiko kerugian jika membeli emas dalam jumlah banyak. Masyarakat dan para pelaku bisnis akan memperoleh kerugian jika setelah membeli emas dalam jumlah banyak ternyata hari berikutnya harga emas mengalami penurunan.

Berdasarkan uraian di atas, pada tugas akhir ini akan dilakukan peramalan harga emas dengan mempertimbangkan pengaruh variabel harga minyak, nilai tukar mata uang, dan indeks SP menggunakan metode *Generalized Regression Neural Network*. Sehingga diharapkan hasil tugas akhir dapat digunakan untuk membantu masyarakat dan pelaku bisnis dibidang investasi emas dalam mengetahui pergerakan harga emas dimasa depan.

## **1.2. Perumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang telah dijabarkan pada sub-bab sebelumnya (sub-bab 1.1), rumusan masalah yang akan diselesaikan dalam tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

- a. Bagaimana mendapatkan parameter jendela musiman, nilai frekuensi data, jumlah iterasi dalam, dan jumlah iterasi luar yang paling optimal pada metode STL?
- b. Bagaimana memperoleh parameter nilai penyebaran yang paling optimal pada metode GRNN?
- c. Bagaimana mendapatkan parameter banyaknya data untuk pemodelan dan rentang waktu peramalan yang paling optimal pada metode theta?

- d. Bagaimana memperoleh parameter jumlah simpul lapisan tersembunyi, laju pembelajaran, momentum, jumlah iterasi, dan fungsi pelatihan yang paling optimal pada metode BPNN?

### 1.3. Batasan Tugas Akhir

Dalam pengerjaan tugas akhir ini, terdapat beberapa batasan tugas akhir yang perlu diperhatikan, yaitu sebagai berikut:

- a. Data yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah data harian selama 10 tahun mulai tanggal 3 Januari 2005 hingga 31 Desember 2014.
- b. Variabel yang digunakan adalah harga emas, harga minyak (WTI dan *Europe*), nilai tukar mata uang (lima nilai tukar mata uang teratas: USD terhadap AUD, USD terhadap GBP, USD terhadap CAD, USD terhadap INR, USD terhadap EURO) serta indeks SP.
- c. Data harga emas yang digunakan untuk melakukan peramalan merujuk pada *World Gold Council*.
- d. Pedoman penanggalan disesuaikan dengan kalender US.

### 1.4. Tujuan Tugas Akhir

Tujuan dari pengerjaan tugas akhir ini adalah mengembangkan sebuah model peramalan harga emas yang akan mengkombinasikan metode STL-GRNN-Theta-BPNN dengan mempertimbangkan pengaruh variabel harga minyak, nilai tukar mata uang, dan indeks SP sehingga dihasilkan peramalan harga emas yang akurat.

### 1.5. Manfaat Tugas Akhir

Adapun manfaat yang diharapkan dalam tugas akhir ini adalah memberikan informasi harga emas yang akurat bagi masyarakat dan pelaku bisnis dalam bidang investasi emas sehingga dapat membantu dalam mengetahui pergerakan harga emas.

## **1.6. Relevansi Tugas Akhir**

Topik yang diusulkan penulis dalam tugas akhir ini sudah sesuai dengan peta jalan penelitian atau *research roadmap* laboratorium Sistem Pendukung Keputusan yang berkaitan dengan pengambilan keputusan bagi masyarakat maupun pelaku bisnis dalam bidang investasi emas.

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

Pada bagian ini dijelaskan mengenai beberapa teori yang mendasari tugas akhir dan tinjauan mengenai studi sebelumnya. Teori yang dipaparkan mengenai peramalan, komponen variabel, korelasi harga emas, jaringan syaraf tiruan dalam peramalan, GRNN, dekomposisi STL, metode theta, BPNN dan kriteria yang digunakan dalam pemilihan model peramalan, serta studi sebelumnya yang terkait dengan tugas akhir.

#### **2.1. Peramalan**

Peramalan merupakan penggambaran dari sebuah nilai atau kondisi di masa depan. Peramalan mengasumsikan pola masa lampau akan berlanjut ke masa depan. Asumsi dasar dalam peramalan adalah masa lampau akan berulang. Scott Armstrong, dkk mendefinisikan peramalan atau *forecasting* sebagai proses membuat pernyataan tentang hasil peristiwa yang sebenarnya yang biasanya belum diamati [29].

Istilah lain yang sering digunakan dalam peramalan adalah prediksi, keduanya mengacu pada metode statistik. Penggunaan metode dapat disesuaikan dengan bidang masing-masing, misalnya dalam hidrologi istilah "perkiraan" dan "peramalan" biasanya digunakan untuk perkiraan nilai pada waktu tertentu di masa mendatang, sedangkan istilah "prediksi" digunakan untuk perkiraan yang lebih umum, seperti berapa kali banjir akan terjadi dalam jangka waktu tertentu.

Pelaku bisnis dibidang jual beli emas memanfaatkan peramalan untuk mengetahui pergerakan harga emas apakah investasi emas yang telah dilakukan merugikan atau justru mendatangkan keuntungan yang optimal. Peramalan akan memberikan tolok ukur yang penting bagi pelaku bisnis yang memiliki perspektif jangka panjang.

## **2.2. Komponen Variabel**

Terdapat beberapa komponen variabel yang digunakan dalam tugas akhir ini yaitu harga emas, harga minyak, nilai tukar mata uang, dan indeks SP.

### **2.2.1. Harga Emas**

Emas merupakan logam mulia yang sering dijadikan sebagai alat tukar dalam perdagangan maupun sebagai standar keuangan berbagai negara [12]. Nilai emas yang cenderung tidak pernah mengalami penyusutan membuat pelaku bisnis atau masyarakat sering memilih emas untuk berinvestasi. Nyatanya, transaksi jual beli emas pada umumnya banyak mendatangkan keuntungan bagi pelaku bisnis. Selain itu, emas juga bisa dikemas dalam berbagai bentuk seperti emas batangan, emas koin, dan emas perhiasan, sehingga masyarakat dapat menentukan jenis investasi emas yang diinginkan.

Pada bulan September 2001 harga emas mencapai harga terendah \$ 257. Pada bulan Desember 2005, harga emas mencapai \$ 500 untuk pertama kalinya sejak 1982. Pada tahun 2005, satu ons emas dapat membeli 7,7 barel minyak mentah. Sedangkan Rasio rata-rata selama 40 tahun terakhir adalah 15,2 barel minyak mentah untuk setiap ons emas. Antara tahun 1975 dan 1980, ketika OPEC mengalami peningkatan tajam untuk pertama kalinya satu ons emas bisa membeli lebih dari delapan barel minyak mentah. Karena dolar mengalami penurunan berkepanjangan pasca 1973, harga minyak meningkat empat kali lipat menjadi hampir \$ 12 per barel pada 1974. Setelah invasi naas Irak ke Kuwait pada 2 Agustus 1990, harga minyak melonjak dari kurang dari \$ 21 per barel menjadi US \$ 31 per barel. Lonjakan harga minyak menyeret rasio emas / minyak sebesar 50% ke level terendah lima tahun dalam waktu kurang dari tiga bulan. Pada bulan Desember 1998, harga minyak anjlok karena keputusan OPEC untuk meningkatkan persediaan dikombinasikan dengan merosotnya permintaan minyak Asia di tengah krisis pasar 1997-1998. Harga minyak yang tinggi mendorong inflasi di seluruh dunia yang pada gilirannya memaksa harga emas untuk ikut naik. Hal ini sering dikatakan

bahwa investasi dalam bentuk emas secara historis terkait dengan kekhawatiran tentang meningkatnya inflasi maupun risiko politik [13].

Fluktuasi yang terjadi pada harga emas seringkali membuat masyarakat dan pelaku bisnis dibidang investasi emas cenderung mengalami kerugian. Mereka sering mengalami kesulitan dalam menentukan saat yang tepat untuk membeli emas. Sehingga menyebabkan pelaku bisnis tidak berani membeli emas dalam jumlah banyak.

Emas mempunyai standar nilai internasional yang mudah dipantau, emas bersifat *liquid* (mudah diuangkan). Harga emas di negara manapun mengikuti harga emas dunia yang ditentukan di London (pasar emas london) setiap hari yang dinamakan sebagai London Gold Fixing. *London Gold Fixing* adalah prosedur dimana harga emas ditentukan dua kali sehari setiap hari kerja di pasar London oleh lima anggota Pasar London *Gold Fixing Ltd* yaitu Bank of Nova Scotia, Barclays Capital, Deutsche Bank, HSBC, Societe Generale ([www.goldfixing.com](http://www.goldfixing.com)). Harga emas dunia ditentukan berdasarkan persediaan dan permintaan emas dari seluruh penjuru dunia, bukan ditentukan dari satu daerah saja.

Ketika akan berinvestasi, investor akan memilih investasi yang memiliki tingkat pengembalian yang tinggi dengan resiko tertentu atau tingkat pengembalian tertentu dengan resiko yang rendah. Investasi di pasar saham tentunya lebih berisiko daripada berinvestasi di emas, karena tingkat pengembaliannya yang secara umum relatif lebih tinggi dari emas. Kenaikan harga emas akan mendorong investor untuk memilih berinvestasi di emas daripada di pasar modal. Dengan resiko yang relatif lebih rendah, emas dapat memberikan hasil imbal balik yang baik dengan kenaikan harganya.

### **2.2.2. Harga Minyak**

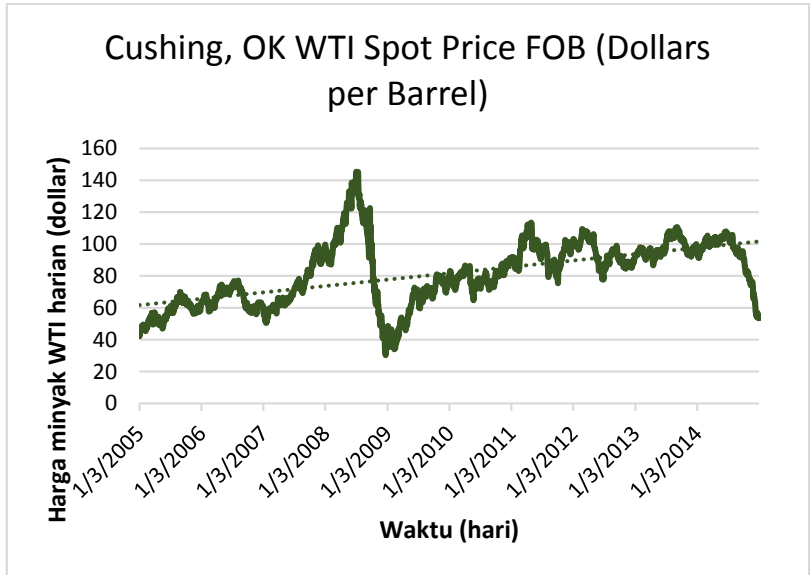
Harga minyak dunia melemah seiring dengan pasokan yang melimpah dan tidak adanya tanda-tanda produsen Timur Tengah untuk memangkas produksi minyak mentah. Patokan

AS, minyak mentah *light sweet* atau *West Texas Intermediate* (WTI) untuk pengiriman November 2014, turun empat sen menjadi 82,71 dollar AS per barel di New York Mercantile Exchange. Patokan Eropa, minyak mentah Brent untuk pengiriman Desember, turun 76 sen menjadi menetap 85,40 dollar AS per barel di perdagangan London. Minyak mentah sempat naik pada sebuah jeda dari tren penurunan yang cukup stabil, yang telah memangkas lebih dari 20 persen dari harga minyak sejak pertengahan juni 2014. Dalam tugas akhir ini variabel harga minyak yang akan digunakan adalah harga minyak WTI dan harga minyak *Europe*.

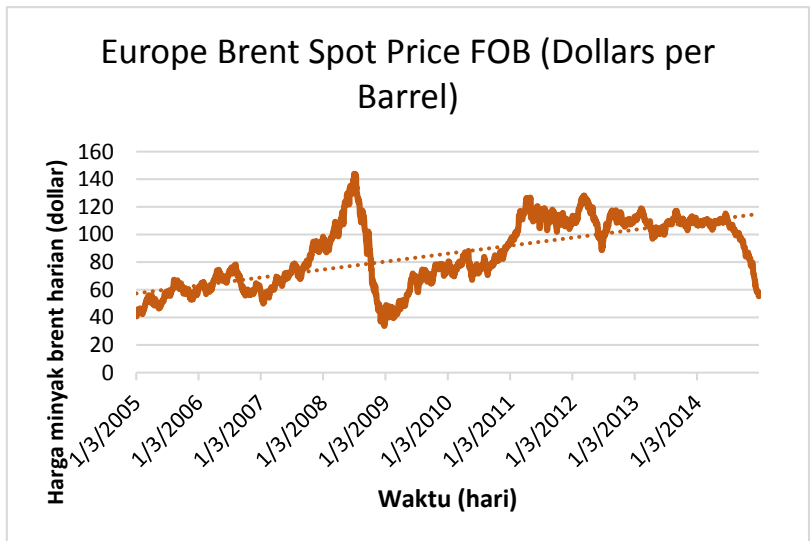
Minyak mentah yang diperdagangkan di WTI adalah minyak mentah yang berkualitas tinggi. Minyak mentah tersebut berjenis *light-weight* dan memiliki kadar belerang yang rendah. Minyak jenis ini sangat cocok untuk dijadikan bahan bakar, hal ini yang menyebabkan harga minyak WTI dijadikan patokan bagi perdagangan minyak di dunia. Pada Gambar 2.1 berikut akan disajikan harga minyak WTI yang memiliki satuan mata uang US Dollar per barrel.

Berdasarkan grafik fluktuasi harga minyak WTI pada Gambar 2.1, pada tahun 2005 hingga pertengahan 2006 harga minyak WTI mengalami peningkatan, namun pada tahun 2008 harga minyak WTI mengalami penurunan drastis. Di tahun selanjutnya harga minyak WTI kembali mengalami peningkatan hingga ditahun 2013. Dan kembali mengalami penurunan ditahun 2014.

Selain harga minyak WTI, dalam tugas akhir ini juga menggunakan harga minyak Brent. Harga minyak Brent merupakan campuran dari 15 jenis minyak mentah yang dihasilkan oleh 15 ladang minyak yang berbeda di Laut Utara. Kualitas minyak mentah Brent tidak sebaik minyak mentah WTI, meskipun begitu masih tetap bagus untuk disuling menjadi bahan bakar. Harga minyak mentah Brent menjadi patokan di Eropa dan Afrika. Pada Gambar 2.2 berikut akan disajikan harga minyak Brent yang memiliki satuan mata uang US Dollar per barrel.



**Gambar 2.1 Grafik Fluktuasi Harga Minyak WTI**



**Gambar 2.2 Grafik Fluktuasi Harga Minyak Brent**



Berdasarkan grafik fluktuasi harga minyak Brent pada Gambar 2.2, pada tahun 2005 hingga pertengahan 2006 harga minyak Brent mengalami peningkatan seperti halnya harga minyak WTI, namun pada tahun 2008 harga minyak WTI mengalami penurunan drastis. Di tahun selanjutnya harga minyak WTI kembali mengalami peningkatan hingga ditahun 2011. Pada tahun 2012 harga minyak mengalami penurunan dan kembali stabil ditahun berikutnya. Dan kembali mengalami penurunan ditahun 2014. Ketika harga minyak *Brent* dan harga minyak WTI mengalami peningkatan maka harga emas akan ikut mengalami kenaikan. Hal ini didasarkan pada penelitian yang dilakukan oleh K. S. Sujit dan B. Rajesh Kumar yang menyatakan bahwa terdapat hubungan positif antara harga emas dengan harga minyak [13].

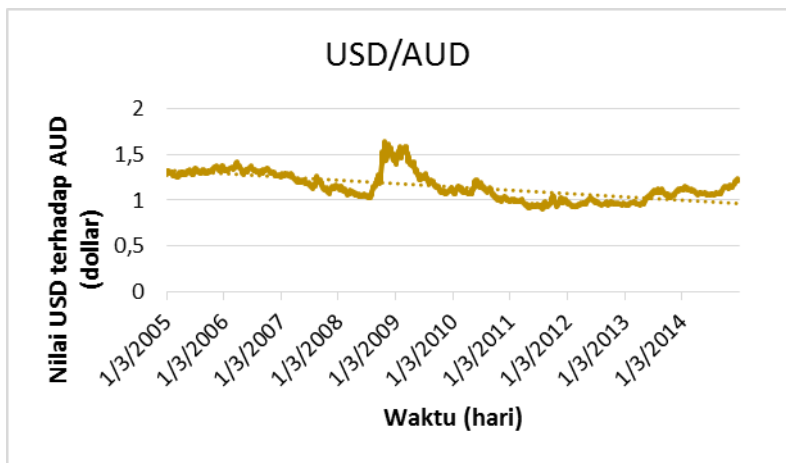
### **2.2.3. Nilai Tukar Mata Uang**

Nilai tukar mata uang atau kurs adalah suatu nilai yang menunjukkan jumlah nilai mata uang dalam negeri yang diperlukan untuk mendapatkan satu unit mata uang asing [28]. Menurut Rudiger nilai tukar berarti nilai pada tingkat dimana dua mata uang yang berbeda diperdagangkan satu sama lain [28]. Sedangkan menurut Salvatore kurs didefinisikan sebagai harga mata uang luar negeri dalam satuan mata uang dalam negeri [39]. Dalam tugas akhir ini kurs yang dipakai adalah *Top five Exchange Rate* yaitu USD terhadap AUD, USD terhadap GBP, USD terhadap CAD, USD terhadap INR, dan USD terhadap EURO.

Perdagangan luar negeri melibatkan penggunaan berbagai mata uang nasional. Nilai tukar mata uang asing adalah harga mata uang suatu negara terhadap mata uang negara lain. Nilai tukar valuta asing ditentukan dalam pasar valuta asing, yaitu pasar tempat berbagai mata uang yang berbeda diperdagangkan. Bila ingin menukarkan satu mata uang nasional dengan mata uang lainnya, maka akan melakukannya berdasarkan nilai tukar yang berlaku [28].

Nilai tukar mata uang mengalami perubahan nilai yang terus menerus dan relatif tidak stabil. Perubahan nilai ini dapat terjadi

karena adanya perubahan permintaan dan penawaran atas suatu nilai mata uang asing pada masing-masing pasar pertukaran valuta dari waktu ke waktu. Sedangkan perubahan permintaan dan penawaran itu sendiri dipengaruhi oleh adanya kenaikan relatif tingkat bunga baik secara bersama-sama maupun sendiri-sendiri terhadap negara. Nilai USD terhadap mata uang negara lain mengalami perubahan yang tidak menentu, terbukti dari alur fluktuasi dari Gambar 2.3 sampai dengan Gambar 2.7 berikut ini.

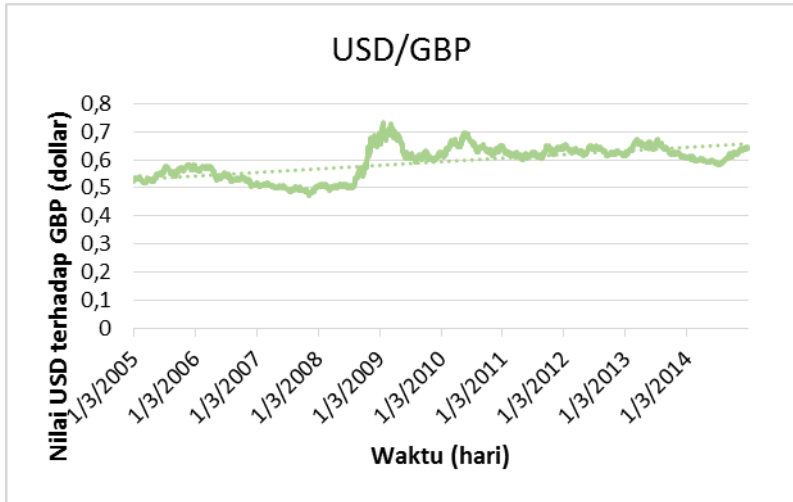


**Gambar 2.3 Grafik Fluktuasi USD/AUD**

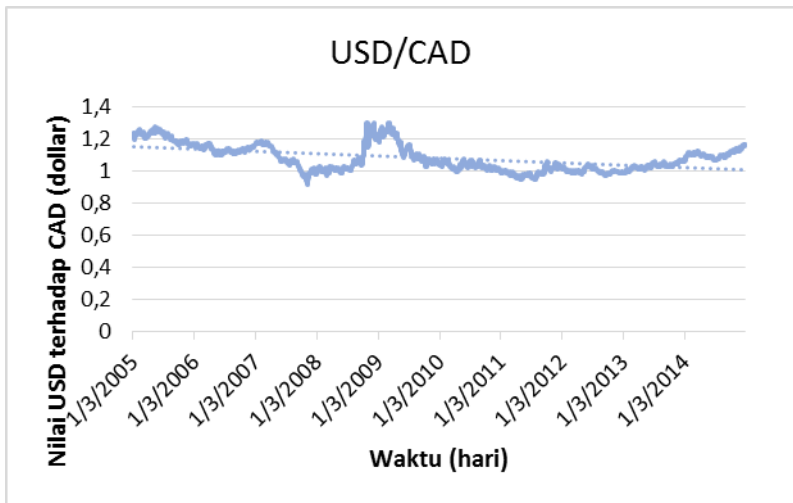
Pada Gambar 2.3 ditunjukkan bahwa telah terjadi fluktuasi antara perubahan nilai tukar US Dollar terhadap AUD. Pada tahun 2005 sampai tahun 2008 nilainya cenderung stabil. Namun pada awal tahun 2008 sampai dengan pertengahan 2009 mengalami kenaikan yang signifikan, kemudian menurun secara drastis pada awal tahun 2010. Antara pertengahan tahun 2010 sampai dengan 2013 perubahan nilai tukar US Dollar terhadap AUD kembali stabil dan kembali mengalami peningkatan pada tahun 2014.

Pada Gambar 2.4 ditunjukkan bahwa telah terjadi fluktuasi antara perubahan nilai tukar US Dollar terhadap GBP. Pada

tahun 2005 sampai tahun 2013 nilainya cenderung stabil meskipun terlihat adanya kenaikan dan penurunan nilai tukar US Dollar terhadap GBP.

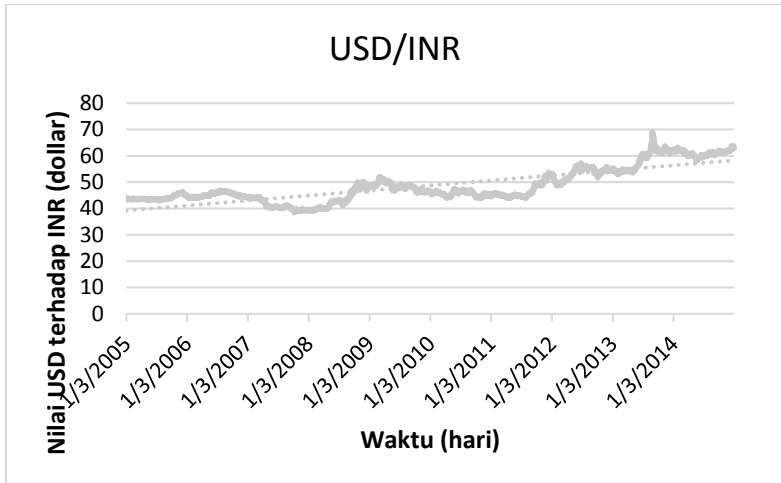


Gambar 2.4 Grafik Fluktuasi USD/GBP



Gambar 2.5 Grafik Fluktuasi USD/CAD

Pada Gambar 2.5 ditunjukkan bahwa telah terjadi fluktuasi antara perubahan nilai tukar US Dollar terhadap CAD. Pada tahun 2005 sampai tahun 2014 nilainya cenderung mengalami penurunan meskipun terlihat adanya kenaikan dan penurunan nilai tukar US Dollar terhadap CAD yang terlalu signifikan.



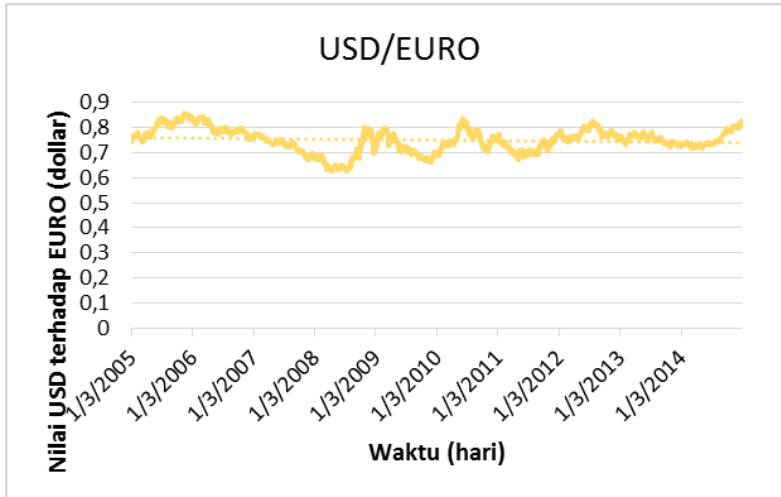
**Gambar 2.6 Grafik Fluktuasi USD/INR**

Pada Gambar 2.6 ditunjukkan bahwa telah terjadi fluktuasi antara perubahan nilai tukar US Dollar terhadap INR. Pada tahun 2005 sampai tahun 2014 nilainya cenderung mengalami kenaikan meskipun terlihat adanya kenaikan dan penurunan nilai tukar US Dollar terhadap INR yang terlalu signifikan.

Pada Gambar 2.7 ditunjukkan bahwa telah terjadi fluktuasi antara perubahan nilai tukar US Dollar terhadap INR. Pada tahun 2005 sampai tahun 2008 nilainya cenderung stabil. Namun pada pertengahan tahun 2008 sampai dengan pertengahan 2009 mengalami kenaikan yang signifikan, kemudian ditahun berikutnya cenderung mengalami penurunan yang stabil. Dan kembali meningkat ditahun 2014.

Kekuatan nilai tukar US Dollar juga turut menentukan naik turunnya harga komoditi termasuk emas. Ketika nilai tukar US Dollar melemah, harga emas naik, sementara ketika nilai tukar

US Dollar menguat, harga emas turun. Hal ini sesuai dengan penelitian yang telah dilakukan oleh K. S. Sujit dan B. Rajesh Kumar yang menyatakan bahwa terdapat hubungan negatif antara harga emas dengan nilai tukar US Dollar [13].

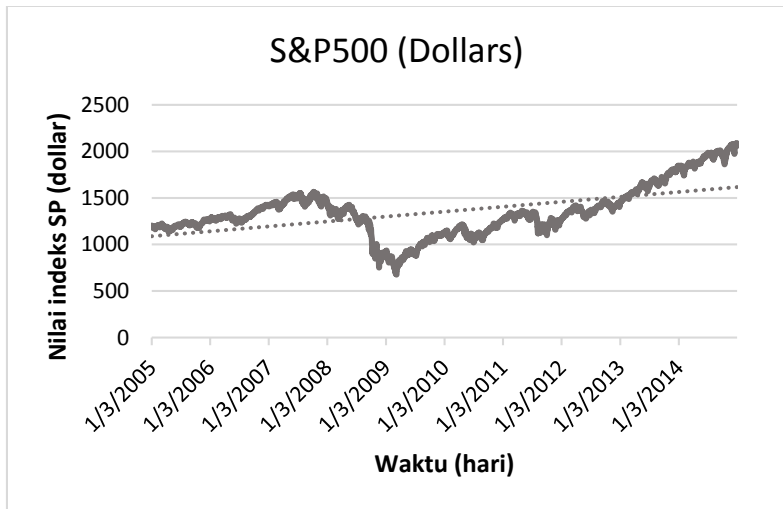


**Gambar 2.7 Grafik Fluktuasi USD/EURO**

#### **2.2.4. Indeks Standard & Poor**

Indeks Standard & Poor atau lebih dikenal dengan S&P 500 adalah sebuah indeks yang terdiri dari saham 500 perusahaan dengan modal besar, kebanyakan berasal dari Amerika Serikat. Indeks ini merupakan indeks paling terkenal yang dimiliki dan dirawat oleh Standard & Poor's, sebuah divisi dari McGraw-Hill. Seluruh saham yang terdaftar dalam indeks ini adalah perusahaan publik besar dan diperdagangkan di bursa saham utama di AS seperti Bursa saham New York dan Nasdaq. Setelah Dow Jones Industrial Average, S&P 500 adalah indeks yang paling banyak diperhatikan. Banyak dana indeks dan dana *exchange-traded* melacak performa S&P 500 dengan memegang saham yang sama dengan indeks tersebut. Karena itu, sebuah perusahaan yang sahamnya dimasukkan ke dalam daftar ini, harga saham perusahaan tersebut akan meningkat. Pada Gambar 2.8 berikut akan disajikan grafik fluktuasi indeks

SP. Berdasarkan grafik fluktuasi indeks SP pada Gambar 2.8, pada tahun 2005 hingga akhir tahun 2008 indeks SP mengalami peningkatan yang cenderung stabil, namun pada awal tahun 2009 indeks SP mengalami penurunan drastis hingga awal tahun 2010. Di tahun selanjutnya indeks SP kembali mengalami peningkatan hingga ditahun 2014.



**Gambar 2.8 Grafik Fluktuasi Indeks SP**

Dalam penelitian yang dilakukan oleh K. S. Sujit dan B. Rajesh Kumar menyatakan bahwa terdapat hubungan positif antara harga emas dengan indeks SP, namun indeks SP mempunyai pengaruh paling kecil terhadap harga emas [13]. Ketika indeks SP mengalami peningkatan maka harga emas akan ikut mengalami kenaikan.

### **2.3. Korelasi Harga Emas dengan Variabel Lain**

Berikut pada Tabel 2.1 disajikan analisis korelasi sederhana untuk menunjukkan bahwa masing-masing variabel yang digunakan dalam pemecahan masalah tugas akhir ini mempunyai keterkaitan. Dengan menggunakan metode *Pearson* atau sering disebut *Product Moment Pearson* maka akan didapat

nilai korelasi antara harga emas dengan variabel lain yang digunakan dalam tugas akhir ini. Nilai korelasi ( $r$ ) berkisar antara 1 sampai -1, nilai semakin mendekati 1 atau -1 memiliki arti bahwa hubungan antara dua variabel semakin kuat, sebaliknya nilai mendekati 0 berarti hubungan antara dua variabel semakin lemah. Nilai positif menunjukkan hubungan searah (X naik maka Y naik) dan nilai negatif menunjukkan hubungan terbalik (X naik maka Y turun).

Menurut Sugiyono, pedoman untuk memberikan interpretasi koefisien korelasi adalah 0,00 hingga 0,199 bernilai sangat rendah; 0,20 hingga 0,399 bernilai rendah; 0,40 hingga 0,599 bernilai sedang; 0,60 hingga 0,799 bernilai kuat; dan 0,80 hingga 1,000 bernilai sangat kuat [35]. Berdasarkan Tabel 2.1 didapat hasil analisis korelasi sebagai berikut:

- a. Korelasi antara harga emas dengan harga minyak brent adalah 0,767. Hal ini menunjukkan bahwa terjadi hubungan yang kuat antara harga emas dengan harga minyak brent. Sedangkan arah hubungan adalah positif, sehingga semakin tinggi harga minyak brent maka semakin meningkatkan harga emas.
- b. Korelasi antara harga emas dengan harga minyak WTI adalah 0,604. Hal ini menunjukkan bahwa terjadi hubungan yang kuat antara harga emas dengan harga minyak WTI. Sedangkan arah hubungan adalah positif, sehingga semakin tinggi harga minyak WTI maka semakin meningkatkan harga emas.
- c. Korelasi antara harga emas dengan indeks SP adalah 0,251. Hal ini menunjukkan bahwa terjadi hubungan yang rendah antara harga emas dengan indeks SP. Sedangkan arah hubungan adalah positif, sehingga semakin tinggi indeks SP maka semakin meningkatkan harga emas.
- d. Korelasi antara harga emas dengan nilai tukar mata uang USD terhadap AUD adalah -0,825. Hal ini menunjukkan bahwa terjadi hubungan yang sangat kuat antara harga emas dengan nilai tukar mata uang USD terhadap AUD. Sedangkan arah hubungan adalah

negatif, sehingga semakin tinggi nilai tukar mata uang USD terhadap AUD maka semakin menurunkan harga emas.

- e. Korelasi antara harga emas dengan nilai tukar mata uang USD terhadap GBP adalah 0,640. Hal ini menunjukkan bahwa terjadi hubungan yang kuat antara harga emas dengan nilai tukar mata uang USD terhadap GBP. Sedangkan arah hubungan adalah positif, sehingga semakin tinggi nilai tukar mata uang USD terhadap GBP maka semakin meningkatkan harga emas.
- f. Korelasi antara harga emas dengan nilai tukar mata uang USD terhadap CAD adalah -0,715. Hal ini menunjukkan bahwa terjadi hubungan yang kuat antara harga emas dengan nilai tukar mata uang USD terhadap CAD. Sedangkan arah hubungan adalah negatif, sehingga semakin tinggi nilai tukar mata uang USD terhadap CAD maka semakin menurunkan harga emas.
- g. Korelasi antara harga emas dengan nilai tukar mata uang USD terhadap INR adalah 0,542. Hal ini menunjukkan bahwa terjadi hubungan yang sedang antara harga emas dengan nilai tukar mata uang USD terhadap INR. Sedangkan arah hubungan adalah positif, sehingga semakin tinggi nilai tukar mata uang USD terhadap INR maka semakin meningkatkan harga emas.
- h. Korelasi antara harga emas dengan nilai tukar mata uang USD terhadap EURO adalah -0,188. Hal ini menunjukkan bahwa terjadi hubungan yang sangat rendah antara harga emas dengan nilai tukar mata uang USD terhadap EURO. Sedangkan arah hubungan adalah negatif, sehingga berarti semakin tinggi nilai tukar mata uang USD terhadap EURO maka semakin menurunkan harga emas.



**Tabel 2.1 Hasil Analisis Korelasi pada SPSS****Correlations**

		GOLD	USDAUD	USDGBP	USDCAD	USDINR	USDEURO	INDEKSSP	BRENT	WTI
GOLD	Pearson Correlation	1	-.825**	.640**	-.716**	.542**	-.188**	.251**	.767**	.604**
	Sig. (2-tailed)		.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
	N	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509
USDAUD	Pearson Correlation	-.825**	1	-.214**	.885**	-.265**	.394**	-.392**	-.863**	-.773**
	Sig. (2-tailed)	.000		.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
	N	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509
USDGBP	Pearson Correlation	.640**	-.214**	1	-.120**	.561**	.237**	-.151**	.159**	.025
	Sig. (2-tailed)	.000	.000		.000	.000	.000	.000	.000	.208
	N	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509
USDCAD	Pearson Correlation	-.716**	.885**	-.120**	1	-.055**	.481**	-.249**	-.816**	-.778**
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000		.006	.000	.000	.000	.000
	N	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509
USDINR	Pearson Correlation	.542**	-.265**	.561**	-.055**	1	.211**	.591**	.377**	.285**
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.006		.000	.000	.000	.000
	N	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509
USDEURO	Pearson Correlation	-.188**	.394**	.237**	.481**	.211**	1	.005	-.439**	-.533**
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.000	.000		.820	.000	.000
	N	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509
INDEKSSP	Pearson Correlation	.251**	-.392**	-.151**	-.249**	.591**	.005	1	.470**	.466**
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.000	.000	.820		.000	.000
	N	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509
BRENT	Pearson Correlation	.767**	-.863**	.159**	-.816**	.377**	-.439**	.470**	1	.951**
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000		.000
	N	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509
WTI	Pearson Correlation	.604**	-.773**	.025	-.778**	.285**	-.533**	.466**	.951**	1
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.208	.000	.000	.000	.000	.000	
	N	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509	2509

\*\*. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

## 2.4. Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Peramalan

Jaringan syaraf tiruan (JST) atau biasa dikenal dengan istilah *neural network* adalah suatu metode komputasi yang meniru sistem jaringan syaraf biologis. Metode ini menggunakan elemen perhitungan non linier dasar yang disebut *neuron* yang diorganisasikan sebagai jaringan yang saling berhubungan, sehingga mirip dengan jaringan syaraf manusia. Jaringan syaraf tiruan dibentuk untuk memecahkan suatu masalah tertentu seperti pengenalan pola atau klasifikasi karena proses pembelajaran.

Hal yang ingin dicapai dengan melatih JST adalah untuk mencapai keseimbangan antara kemampuan mengingat dan generalisasi. Yang dimaksud kemampuan mengingat adalah kemampuan JST untuk mengambil kembali secara sempurna sebuah pola yang telah dipelajari. Kemampuan generalisasi adalah kemampuan JST untuk menghasilkan respons yang bisa diterima terhadap pola-pola masukan yang serupa (namun tidak identik) dengan pola-pola yang sebelumnya telah dipelajari. Hal ini sangat bermanfaat bila pada suatu saat ke dalam JST itu dimasukkan informasi baru yang belum pernah dipelajari, maka JST itu masih akan tetap dapat memberikan tanggapan yang baik, memberikan keluaran yang paling mendekati [18]. Menurut Murphy, J.J, 1986 JST ditentukan oleh 3 hal, yaitu [19]:

- a. Pola hubungan antara neurons yang disebut arsitektur jaringan.
- b. Metode untuk menentukan bobot penghubung yang disebut dengan metode pembelajaran atau learning.
- c. Fungsi aktivasi, yaitu fungsi yang digunakan.

Para peneliti telah membuat banyak penelitian menggunakan JST untuk diimplementasikan di berbagai bidang seperti rekayasa, ilmu komputer, biokimia, dan fisika. Adanya keberhasilan implementasi JST di bidang-bidang tersebut menjadi dorongan untuk menerapkan di bidang keuangan, ekonomi, dan industri. Karena didukung oleh karakteristik-karakteristik dari JST itu sendiri.

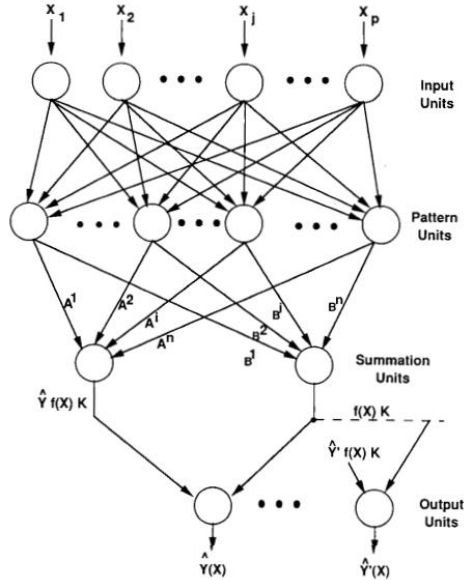
JST memiliki beberapa keunggulan jika dibandingkan dengan metode tradisional. JST adalah sebuah metode yang mampu secara mandiri menyelesaikan data-driven dimana hanya terdapat sedikit pengetahuan berkaitan dengan persoalan yang ingin diselesaikan. semua jenis JST memiliki kinerja yang baik untuk peramalan. JST melibatkan berbagai derajat kebebasan, konsekuensinya diperlukan banyak percobaan melalui uji coba untuk menentukan nilai parameter yang sesuai sehingga dihasilkan arsitektur jaringan terbaik [14]. JST terdiri dari berbagai macam jenis, menurut Theodosiou JST mampu belajar dari contoh-contoh yang diberikan dan menangkap relasi fungsional samar diantara data bahkan jika relasi tersebut belum diketahui atau sulit di deskripsikan, sehingga dapat dibilang bahwa JST bersifat menyamaratakan. Jaringan syaraf ini merupakan pembelajar yang cepat dan selalu menghasilkan permukaan regresi optimal yang konvergen sehingga mampu mengatasi persoalan yang kerap dialami oleh model JST lainnya yaitu solusi dengan nilai galat yang bersifat lokal minimum.

Berdasarkan pengujian yang dilakukan oleh Specht, dengan menggunakan 1000 data latih, GRNN yang hanya memerlukan satu tahap pelatihan untuk menghasilkan prediksi yang akurasi sama dengan model JST propagasi balik dengan 1000 data dan 100 kali pelatihan. Metode GRNN digunakan untuk meramalkan komponen data musiman dan residual, karena sifat GRNN yang tidak dapat digunakan untuk meramalkan komponen data tren [7].

## **2.5. *Generalized Regression Neural Network***

GRNN adalah suatu metode dalam Jaringan Syaraf Tiruan yang memiliki kemiripan dengan jaringan berbasis radial (*Radial Basis Function*) yang cukup sering digunakan untuk mendapatkan suatu fungsi aproksimasi dari data-data nonlinear [8]. Gambar 2.9 berikut adalah gambar dari arsitektur GRNN. Seperti yang terlihat pada Gambar 2.9, GRNN terdiri atas empat lapisan, yaitu lapisan masukan, lapisan basis radial atau lapisan pola (*pattern*) atau lapisan tersembunyi (*hidden*),

lapisan penggabungan (*summation*), dan lapisan keluaran [17]. Lapisan pola dan lapisan penggabungan memiliki koneksi penuh, sedangkan lapisan keluaran hanya terhubung ke beberapa neuron pada lapisan penggabungan. Lapisan penggabungan terdiri dari dua tipe neuron yaitu simpul penggabungan dan simpul pembagian [3].



**Gambar 2.9 Struktur Jaringan GRNN**

Lapisan masukan menerima informasi yang kemudian menyajikan ke lapisan pola untuk diproses. Semua data dari lapisan masukan akan disalin sebagai bobot menjadi lapisan pola [26]. Pada lapisan pola di GRNN, fungsi transfer yang digunakan adalah fungsi radial basis (FRB) yaitu berupa fungsi kernel Gaussian (FKG). Semakin besar jarak antara vektor masukan dan pusat, semakin besar pula nilai vektor keluaran. Fungsi kernel Gaussian dinyatakan dalam persamaan 2.1 berikut :

$$\phi(X) = \exp\left(-\frac{\|X - \mu\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad \sigma > 0, X \in \mathbb{R} \quad (2.1)$$

Informasi ini kemudian diteruskan ke neuron penjumlahan, di mana nilai keluaran ditambah dan diteruskan ke neuron keluaran. GRNN menggunakan faktor penyebaran (*spread*) yang dilambangkan dengan sigma  $\sigma$  atau lebar atau penyebaran dari fungsi radial basis, satu-satunya *free* (adaptif) parameter, terlepas dari masukan dan lapisan keluaran yang terlibat dalam perancangan jaringan [21]. Parameter tersebut mengubah tingkat generalisasi dari GRNN. Tingginya faktor penyebaran mendekati 1 meluruskan jalur garis prediksi, sedangkan faktor penyebaran mendekati 0 dasarnya membuat peta *dot-to-dot*. Namun, semakin tinggi nilai faktor penyebaran akan meningkatkan kemampuan jaringan untuk menggeneralisasi, mereka juga mampu menurunkan kesalahan prediksi. Sebaliknya, faktor penyebaran rendah dapat menurunkan kemampuan jaringan untuk menggeneralisasi dan bahkan mungkin mencegahnya melakukan prediksi sama sekali [18].

## 2.6. Dekomposisi Data

Tujuan khusus dari dekomposisi bukan untuk meramalkan sesuatu, tetapi lebih mengarah pada pemisahan berbagai komponen dari data. Komponen-komponen yang telah dipisahkan ini akan lebih mudah diekstrapolasi karena kecenderungannya yang deterministik. Sehingga akan membantu menghasilkan akurasi peramalan yang tinggi bila dibandingkan dengan melakukan peramalan menggunakan seluruh data tanpa dibedakan komponen-komponennya. Variasi komponen data dapat terbagi seperti berikut ini:

- 1) Variasi musiman (*seasonal*), dihasilkan oleh kejadian yang terjadi secara musiman atau periodik. Umumnya terjadi dalam periode tahunan meskipun data yang ada berupa data harian, mingguan, maupun bulanan.
- 2) Tren (*Trend*), peningkatan atau penurunan secara umum dan konsisten yang terjadi selama beberapa periode tertentu. Biasanya disebabkan oleh perubahan jangka panjang yang terjadi di sekitar faktor-faktor yang mempengaruhi data.

- 3) Siklus (*cycle*), siklus rutin yang kemunculannya selain tahunan, sulit diramalkan karena pengaruhnya berulang tetapi tidak periodik.
- 4) Residual (*irregular*), komponen data yang tersisa setelah data dikelompokkan ke dalam komponen data musiman, tren, dan siklus.

## 2.7. Teknik Dekomposisi Komponen Data Musiman dan Tren Menggunakan Prosedur LOESS

Untuk mendapatkan komponen data musiman, tren dan residual dilakukan dekomposisi menggunakan prosedur LOESS (*Seasonal Trend Decomposition based on Loess*) yaitu merupakan sebuah prosedur penyaringan yang akan mendekomposisi data melalui serangkaian aplikasi dari operasi penghalusan menggunakan *locally weighted regression* (LOESS). Dilakukan penerapan regresi polinomial terbobot lokal untuk tiap titik pada data dengan peubah penjelasnya adalah nilai yang dekat dengan titik yang responnya ingin diukur [27]. STL memberikan dekomposisi yang sangat resisten terhadap pengamatan ekstrim. Salah satu keuntungan dari STL atas metode dekomposisi musiman lainnya adalah bahwa STL mampu menangani musiman runut waktu dimana panjang musiman adalah selain triwulanan atau bulanan. Bahkan, setiap periode musiman yang lebih dari satu dapat ditangani oleh STL [33]. Model dekomposisi STL berdasarkan model aditif dapat dilihat pada persamaan 2.2. Dalam persamaan ini  $Y_t$  adalah nilai data sebenarnya pada periode  $t$ ,  $S_t$  adalah komponen musiman pada periode  $t$ ,  $T_t$  adalah komponen trend-siklus pada periode  $t$ ,  $E_t$  adalah komponen residual pada periode  $t$ .

$$Y_t = S_t + T_t + E_t, t = 1 \text{ sampai } t = N \quad (2.2)$$

Dalam melakukan dekomposisi menggunakan STL prosedur yang dilakukan adalah melakukan pengambilan komponen tren dan pembaruan komponen data musiman pada data yang tersisa, prosedur tersebut dilakukan secara berulang. Proses iterasi melibatkan dua prosedur rekursif yaitu putaran dalam (*inner loop*) dan putaran luar (*outer loop*). Dalam setiap putaran

dalam, komponen musiman dan tren-siklus diestimasi kemudian diperbarui. Misalkan  $S_t^{(k)}$  dan  $T_t^{(k)}$  untuk posisi waktu  $t = 1$  sampai  $t = N$  merupakan komponen musiman dan komponen tren pada iterasi ke- $k$ . Kedua komponen tersebut didefinisikan pada semua posisi waktu  $t = 1$  sampai  $N$  termasuk posisi waktu dimana terdapat data kosong pada  $Y_t$ . komponen terbaharui pada iterasi ke  $(k+1)$ ,  $S_t^{(k+1)}$  dan  $T_t^{(k+1)}$ , dihitung menggunakan prosedur berikut ini.

### **2.7.1. Pemisahan Tren dan Perhitungan Deret Musiman Sementara**

Pemisahan deret dihitung, yaitu  $Y_t - T_t^{(k)}$ . Jika  $Y_t$  terdapat data kosong pada posisi waktu tertentu, maka pada pemisahan deret juga akan terjadi kesalahan pada posisi waktu tersebut. Pada langkah ini,  $k = 0$  dan diasumsikan  $T_t^{(0)} = 0$ . Selanjutnya dilakukan perhitungan deret musiman sementara, misalkan data yang digunakan adalah data bulanan, maka  $n_{(p)} = 12$ .

Nilai pemisahan tren untuk setiap bulan dikumpulkan untuk membentuk subderet siklus. Setiap subderet siklus pada pemulusan tren dimuluskan dengan pemulusan Loess, dengan banyaknya titik ketetanggaan  $q = n_{(p)}$  dan derajat polinomial  $d = 1$ . Semua posisi waktu ada subderet siklus beserta data kosong dihitung nilai pemulusannya. Misalkan digunakan rentang subderet siklus Januari, yaitu dari Januari 2004 sampai Januari 2013 dengan data kosong pada Januari 2009. Maka nilai pemulusan dihitung pada semua posisi dari Januari 2003 sampai Januari 2014. Kemudian nilai pemulusan untuk semua subderet siklus dikumpulkan kembali. Selanjutnya kumpulan tersebut dinamakan deret musiman sementara dan dinotasikan dengan  $C_t^{(k+1)}$ .

### **2.7.2. Filter Deret Musiman Sementara**

Filter ini digunakan pada  $C_t^{(k+1)}$ . Jika  $n_{(p)} = 12$ , maka rata-rata bergerak yang digunakan MA  $3 \times 12 \times 12$ . Hasilnya kemudian dimuluskan oleh pemulus Loess dengan derajat polinomial lokal  $d = 1$  dan banyaknya titik ketetanggaan  $q = n_{(l)}$ . Keluaran

dinyatakan dengan  $L_t^{(k+1)}$  dan didefinisikan pada posisi waktu  $t = 1$  sampai  $N$ .

Nilai loess pada awal dan akhir deret hasil dari rata-rata bergerak, diantisipasi dan diatasi oleh ekstrapolasi komponen musiman sementara. Tujuan dari langkah ini adalah untuk mengidentifikasi tren yang mungkin terkontaminasi komponen musiman sementara pada langkah 2.7.1. jika terdapat tren-siklus kecil dalam komponen musiman sementara, hasil dari pemulusan akan menjadi deret dengan keseluruhan nilainya mendekati nol.

### **2.7.3. Perhitungan Komponen Musiman dan Pemisahan Komponen Musiman**

Komponen musiman pada iterasi ke  $(k+1)$  adalah  $S_t^{(k+1)} = C_t^{(k+1)} - L_t^{(k+1)}$ , untuk  $t = 1$  sampai  $N$ .  $L_t^{(k)}$  dikurangkan agar mencegah kekuatan frekuensi rendah dari masuknya komponen musiman [27]. Selanjutnya dilakukan pemisahan komponen musiman.

Pemisahan komponen musiman dihitung dengan  $Y_t - S_t^{(k+1)}$ . jika  $Y_t$  terdapat data kosong pada posisi waktu tertentu, maka pada deret pemisahan musiman juga akan terjadi kesalahan pada posisi waktu tersebut.

### **2.7.4. Perhitungan Komponen Tren**

Deret pemisahan musiman dimuluskan oleh pemulus Loess dengan banyaknya titik ketetanggaan  $q = n_{(t)}$  dan derajat polinomial lokal  $d = 1$ . Nilai pemulusan dihitung pada semua posisi  $t = 1$  sampai  $t = N$  termasuk data kosong. Komponen tren dari iterasi ke  $(k+1)$  dinyatakan dengan  $T_t^{(k+1)}$  untuk  $t = 1$  sampai  $t = N$ , yang merupakan himpunan nilai hasil pemulusan. Sehingga pemulusan musiman pada putaran dalam terdapat pada langkah 2.7.2 dan 2.7.3., sedangkan untuk pemulusan tren terdapat pada langkah 2.7.4.

Iterasi putaran luar terdiri dari satu atau dua iterasi putaran dalam diikuti dengan identifikasi terhadap observasi ekstrim. Pengerjaan putaran dalam selanjutnya dilakukan sampai bobot pada observasi ekstrim mengecil seperti yang telah diidenti-



fikasi pada putaran luar sebelumnya. Iterasi pada putaran luar terdiri atas satu iterasi dari putaran dalam yang akan menghasilkan perkiraan dari komponen data musiman dan tren yang akan digunakan untuk menghitung komponen residual.

$$R_t = Y_t - T_t - S_t \quad (2.3)$$

Jika nilai  $|R_t|$  cukup besar, maka mengindikasikan terdapat observasi ekstrim. Keadaan ini diidentifikasi dan kemudian dilakukan perhitungan bobot. Setiap iterasi dari putaran luar terdiri dari beberapa iterasi putaran dalam kemudian diikuti dengan perhitungan bobot robust. Semakin besar nilai  $|R_t|$ , maka data akan mendapat bobot robust semakin kecil.

## 2.8. Metode Theta

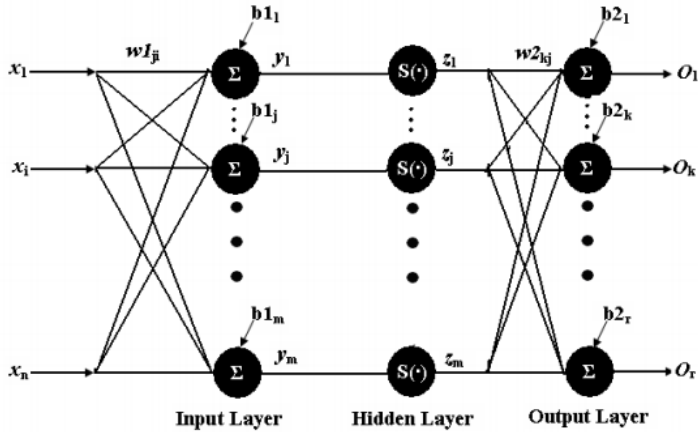
Metode theta merupakan suatu metode yang memodifikasi lengkungan lokal dari data runut waktu. Metode theta dapat mendekomposisi komponen data musiman dari sebuah data runut waktu dan menghasilkan komponen jangka pendek dan jangka panjang [2].

Metode theta memiliki beberapa tahapan, pertama setiap data diuji sifat musimannya secara statistik. Kriterianya adalah nilai t-test untuk nilai fungsi otokorelasi (*autocorrelation*) dalam periodik satu tahun. Kedua, pengambilan komponen data musiman dengan metode dekomposisi klasik (*Deseasonalization*). Setiap data didekomposisi menjadi dua garis theta. Garis regresi linear diekstrapolasi dengan cara biasa, sedangkan garis kedua diekstrapolasi menggunakan *exponential smoothing* sederhana. Setelah itu, hasil peramalan dari ekstrapolasi dikombinasikan dengan bobot setara. Tahapan terakhir adalah dilakukan pengembalian hasil peramalan komponen data musiman.

## 2.9. Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik

*Backpropagation Neural Network* (BPNN) atau jaringan syaraf tiruan propagasi balik pertama kali dirumuskan oleh Werbos dan dipopulerkan oleh Rumelhart bersama McClelland untuk dipakai pada jaring saraf tiruan (JST) [25]. Algoritma ini

merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi atau terbimbing (*supervised*) dan didesain untuk operasi pada JST *feed forward* lapis jamak (*multi-layer*). Gambar 2.10 berikut adalah gambar dari arsitektur BPNN.



**Gambar 2.10 Struktur Jaringan BPNN**

Seperti yang terlihat pada Gambar 2.10, BPNN terdiri dari tiga lapisan yaitu lapisan masukan, lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran [26]. Algoritma pembelajaran propagasi balik mengaktifkan neuron-neuron pada perambatan maju (*forward propagation*) menggunakan fungsi aktivasi tertentu yang dapat di-diferensialkan untuk mendapatkan kesalahan keluaran (*error output*). Kemudian kesalahan keluaran tersebut digunakan untuk mengubah nilai bobot-bobotnya ke arah mundur (*backward*). Modifikasi atau perubahan bobot dilakukan untuk menu-runkan kesalahan yang terjadi [4].

Untuk peramalan runtu waktu, antara keluaran ( $y_t$ ) dan masukan ( $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}$ ) mempunyai hubungan sebagai berikut:

$$y_t = a_0 + \sum_{j=1}^q a_j f(w_{0j} + \sum_{i=1}^p w_{ij} y_{t-i}) + e_t \quad (2.4)$$

Dimana  $a_j$  ( $j = 0,1,2,\dots,q$ ) = bias pada unit ke  $j$ ,  $w_{ij}$  ( $i = 0,1,2,\dots,p$ ;  $j = 0,1,2,\dots,q$ ) = berat koneksi antara layer dengan model,  $f()$  = fungsi transfer pada lapisan tersembunyi,  $p$  = jumlah Simpul masukan,  $q$  = jumlah Simpul tersembunyi [14].

## 2.10. Praproses

Sebelum digunakan untuk proses pelatihan dan pengujian, perlu dilakukan praproses terlebih dahulu diantaranya standarisasi data kosong, pencilan data, dan normalisasi.

### a. Data Kosong

Data kosong atau *missing value* adalah informasi yang tidak tersedia untuk sebuah objek atau data. Data kosong terjadi karena informasi tentang objek tidak diberikan, sulit dicari, atau memang informasi tersebut tidak ada. Pada tugas akhir ini standarisasi data kosong yang dilakukan yaitu menyamakan jumlah hari dan tanggal yang digunakan untuk semua masing-masing variabel. Jika di salah satu hari dan tanggal terdapat data kosong maka akan dilakukan pengisian data yang didasarkan pada rata-rata dari sepuluh nilai data diatasnya dan sepuluh nilai data dibawahnya. Hal ini berdasarkan buku Multivariate Data Analysis yang menyatakan ketika jumlah data kosong dibawah 10% maka tidak terlalu berpengaruh terhadap keseluruhan data sehingga bisa mengabaikannya ataupun mengisi dengan rata-rata data [12]. Hari dan tanggal yang digunakan dalam tugas akhir ini berdasarkan pada kalender US. Pemilihan kalender US didasari oleh sebagian besar dari keseluruhan data berpedoman pada US, sehingga pemilihan kalender US dapat meminimalisir besarnya data kosong.

### b. Pencilan

Data pencilan (*outlier*) adalah data yang secara nyata berbeda dengan data-data yang lain. Multivariate pencilan dapat diselesaikan dengan Mahalanobis  $D^2$  yang mengevaluasi posisi setiap pengamatan dibandingkan dengan

pusat semua pengamatan pada set variabel. Persamaan yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$D^2/df \quad (2.5)$$

Dimana  $D^2$  merupakan nilai mahalanobis dan  $df$  adalah banyaknya variabel yang digunakan dalam observasi. Nilai ambang 2,5 untuk sampel kecil misal 100 observasi dan 3,5 atau 4,0 digunakan dalam sampel besar [12].

## 2.11. Kriteria Pemilihan Model Peramalan

Parameter model peramalan yang akan digunakan dalam pemilihan model peramalan yang paling optimal yaitu nilai penyebaran GRNN, laju pembelajaran, momentum, jumlah iterasi, jumlah Simpul lapisan tersembunyi, fungsi aktivasi, fungsi pelatihan, dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

### a. Nilai Penyebaran GRNN

Pada lapisan pola di GRNN, fungsi transfer yang digunakan adalah *fungsi radial basis* (FRB) yaitu berupa *fungsi kernel Gaussian* (FKG). Menentukan parameter dari FRB antara lapisan masukan dan lapisan pola berkaitan erat dengan penentuan sigma yang merupakan parameter bebas yang biasa disebut dengan parameter penghalusan (*smoothing parameter*). Nilai sigma akan menentukan derajat dari generalisasi GRNN. Semakin tinggi nilai sigma maka akan meningkatkan kemampuan jaringan dalam memprediksi dan mengurangi kesalahan prediksi, sedangkan nilai sigma yang terlalu rendah akan menghilangkan kemampuan jaringan dalam memprediksi sehingga perlu dicari nilai sigma yang optimal [18].

### b. Laju Pembelajaran BPNN

*Learning rate* atau laju pembelajaran merupakan koefisien pemahaman pada JST. Besarnya laju pembelajaran akan berimplikasi pada besarnya langkah pembelajaran. Pada pembangunan jaringan propagasi balik yang akan digunakan dalam peramalan, hasil keputusan yang kurang me-

muaskan dapat diperbaiki dengan menggunakan laju pembelajaran secara uji coba untuk mendapatkan nilai bobot yang optimal agar MAPE jaringan dapat diperbaiki. Rentang laju pembelajaran yang digunakan antara 0,0 hingga 1,0 [11].

### c. Momentum BPNN

Momentum dalam jaringan syaraf tiruan digunakan untuk mempercepat pencarian nilai bobot dan berfungsi untuk memastikan proses penyesuaian bobot tetap sama dalam menemukan kesalahan minimal. Momentum dapat memperbaiki hasil keputusan yang kurang memuaskan secara uji coba untuk mendapatkan nilai bobot yang optimal agar MAPE jaringan dapat diperbaiki. Rentang momentum yang digunakan berkisar antara 0,5 hingga 1,0 [34].

### d. Fungsi Aktivasi BPNN

Fungsi aktivasi digunakan untuk membangkitkan *neuron* pada setiap layer yang nantinya akan menghasilkan suatu nilai keluaran. Ada beberapa fungsi aktivasi yang mendukung pelatihan propagasi balik [9], yaitu:

- 1) *tansig* (fungsi *sigmoid bipolar*).

$$f(n) = \frac{1-e^{-n}}{1+e^{-n}} \quad (2.6)$$

Fungsi tersebut merupakan fungsi *default* yang dipakai dan berjalan dengan baik jika diterapkan pada studi kasus yang menghasilkan nilai keluaran dalam kisaran [-1, 1].

- 2) *logisg* (fungsi *sigmoid biner*).

$$f(n) = \frac{1}{1+e^{-n}} \quad (2.7)$$

Fungsi tersebut memiliki bentuk yang serupa dengan *sigmoid bipolar*, namun memiliki kisaran [0, 1]. Fungsi ini sangat menguntungkan untuk digunakan dalam jaringan saraf yang dilatih oleh algoritma propagasi balik, karena dapat meminimalkan kapasitas perhitungan untuk pelatihan [9].

3) purelin (fungsi identitas).

$$f(n) = n \quad (2.8)$$

Fungsi tersebut merupakan fungsi aktivasi yang biasa digunakan pada lapisan keluaran.

**e. Jumlah Iterasi BPNN**

Suatu set putaran vektor-vektor pelatihan yang merupakan jumlah iterasi dalam BPNN. Semakin banyak jumlah iterasi yang digunakan maka akan menghasilkan model peramalan yang semakin baik dan *smooth* [11].

**f. Simpul Lapisan Tersembunyi BPNN**

Banyaknya Simpul yang digunakan pada *hidden layer* atau lapisan tersembunyi akan mempengaruhi nilai keluaran yang dihasilkan. Jumlah Simpul lapisan tersembunyi dilakukan secara uji coba [34].

**g. Fungsi Pelatihan BPNN**

Untuk metode pembelajaran BPNN, terdapat beberapa metode yang umum digunakan dalam Matlab [9], yaitu :

- *traingd* = metode BPNN standar.
- *traingda* = metode BPNN yang dipercepat dengan variable laju pembelajaran.
- *traingdx* = metode BPNN yang dipercepat dengan variabel laju pembelajaran dan momentum.

**h. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)**

Hasil peramalan dikatakan tidak sesuai jika peramalan tersebut terlalu tinggi atau terlalu rendah dibandingkan dengan kenyataan yang sebenarnya terjadi. Peramalan yang terlalu rendah akan mengakibatkan para investor mengalami kehilangan keuntungan, sedangkan peramalan yang terlalu tinggi akan mengakibatkan terjadinya penumpukan stok barang sehingga banyak modal yang terserap sia-sia. Keakuratan dari hasil peramalan berperan penting dalam mengetahui waktu yang tepat untuk membeli emas. Sementara hasil peramalan dikatakan konsisten bila besarnya kesalahan peramalan relatif kecil. Perhitungan kesalahan

han merupakan pengukuran bagaimana jaringan dapat belajar dengan baik. Untuk mengukur tingkat performansi suatu jaringan maka akan dilakukan uji validasi *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Semakin kecil nilai MAPE maka semakin tinggi tingkat akurasi. Menurut Shepperd dan Schofield nilai MAPE kurang dari 10% dianggap teliti [32].

## 2.12. Studi Sebelumnya

Tugas akhir ini berpedoman pada kajian yang telah dilakukan oleh beberapa peneliti sebelumnya. Penelitian terkait faktor-faktor yang mempengaruhi harga emas dan peramalan harga emas telah banyak dilakukan oleh para peneliti. Berikut adalah beberapa penelitian yang berkaitan dengan variabel-variabel yang mempengaruhi harga emas beserta penelitian terkait peramalan harga emas.

- a. Pada tahun 2009 Pravit Khaemasunun berhasil membuktikan bahwa Australian Dollar, Japanese Yen, US Dollar, Canadian Dollar, EU Ponds, harga minyak dan harga emas dimasa yang akan datang mempengaruhi perubahan harga emas di Thailand [23].
- b. Penelitian lain yang dilakukan oleh Perry Sadorsky menunjukkan adanya korelasi antara sosial investasi, harga emas, dan harga minyak. Ketika harga minyak dan social investasi mengalami penurunan maupun kenaikan maka akan berdampak terhadap harga emas [22].
- c. Selain itu, K. S. Sujit dan B. Rajesh Kumar melakukan penelitian untuk mengetahui hubungan antara harga emas, harga minyak (WTI dan *Europe*), nilai tukar mata uang, dan pengembalian saham pasar (indeks S&P 500). Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, variabel-variabel tersebut berpengaruh langsung terhadap harga emas meskipun ada variabel yang nilai pengaruhnya terbilang kecil [13]. Harga minyak menunjukkan hubungan positif terhadap harga emas, ketika harga minyak mengalami peningkatan maka harga

emas akan ikut mengalami kenaikan. Sedangkan nilai tukar mata uang mempunyai hubungan negatif terhadap harga emas, ketika nilai tukar mata uang mengalami kenaikan justru harga emas akan mengalami kenaikan. Selain itu, indeks SP mempunyai nilai pengaruh yang terbilang kecil terhadap harga emas, meskipun demikian indeks SP tetap berpengaruh terhadap harga emas. Selanjutnya variabel-variabel tersebut dijadikan rujukan dalam tugas akhir ini.

- d. Penelitian dibidang peramalan emas bukanlah suatu hal yang baru. Telah banyak penelitian yang berkaitan dengan peramalan. Berikut ini adalah beberapa penelitian berkaitan dengan peramalan emas. Shahriar Shafiee dan Erkan Topal melakukan penelitian dengan menganalisa gambaran dari pasar emas global dan meramalkan harga emas tanpa pengaruh variabel lain untuk 10 tahun kedepan. Dalam penelitian tersebut menggunakan model ekonometrik stasioner. *Jump dan dip* didasarkan pada ekstrapolasi dari tren, bukan dari statistik probabilitas [30].
- e. Antonino Parisi, Franco Parisi, dan David Dias melakukan penelitian untuk meramalkan perubahan harga emas. Metode yang digunakan adalah *Rolling And Recursive Neural Network Models*. *Recursive operation* memungkinkan jaringan untuk belajar dari kesalahan dalam prediksi sebelumnya. *Rolling procedure* dapat mempertahankan ukuran di set sampel “n” konstan, meskipun komposisi bervariasi [1].
- f. Selain itu, dalam penelitian yang dilakukan oleh Marina Theodosiou menggunakan kombinasi antara *Generalized Regression Neural Network* (GRNN) dengan teknik dekomposisi *Seasonal Trend Decomposition based on Loess* (STL) dan *Theta Method* [18]. Prosedur dekomposisi STL diimplementasikan untuk mendapatkan komponen musiman, tren, dan komponen residual. GRNN digunakan untuk meramalkan komponen data musiman dan komponen residual. Sedangkan metode



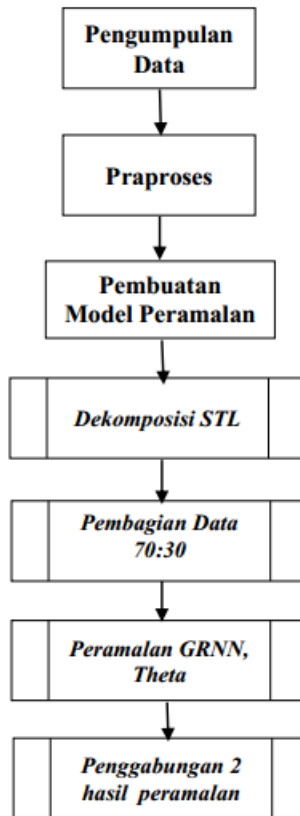
Theta dipakai untuk estimasi komponen data tren. Selanjutnya metode-metode yang digunakan dalam penelitian tersebut akan dijadikan rujukan dalam tugas akhir ini.

- g. Penelitian lain yang dilakukan oleh Marthasari dan Arif Djunaidy berhasil mengintegrasikan algoritma genetika ke dalam metode peramalan harga emas berbasis STL-GRNN-Theta [7]. Namun, dalam penelitian tersebut tidak mempertimbangkan variabel-variabel yang mempengaruhi harga emas.

### **BAB III**

## **DESAIN DAN IMPLEMENTASI**

Dalam bab ini diuraikan tahap-tahap yang dilakukan pada saat desain dan implementasi. Secara keseluruhan, tahapan desain dan implementasi yang dilakukan dapat dilihat pada Gambar 3.1. Tahapan tersebut meliputi pengumpulan data, praproses, dan pembuatan model peramalan yang terdiri dari dekomposisi STL, pembagian data 70:30, peramalan GRNN dan theta, serta penggabungan dua hasil peramalan.



**Gambar 3.1 Tahapan Desain dan Implementasi**

### 3.1. Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data ini fokus pada pencarian sumber data dari berita, *website* maupun *paper* serta informasi-informasi terkait dengan variabel yang akan digunakan. Data yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah data harian selama 10 tahun mulai tanggal 3 Januari 2005 hingga 31 Desember 2014 dengan total jumlah data adalah 2508 data harian tidak termasuk hari libur. Berikut adalah penjelasan pengumpulan data dari masing-masing variabel yang digunakan.

#### a. Harga Emas

Dalam tugas akhir ini sumber data harga diperoleh dari situs *World Gold Council* (<http://www.gold.org/>) untuk data harga emas [36]. Untuk harga emas menggunakan nominal dollar (USD) dan harga emas yang digunakan menunjukkan harga emas batangan dengan satuan per troy ounce. Jenis harga emas yang dipilih adalah harga emas *last* yang merupakan harga emas terakhir atau penutupan.

#### b. Harga Minyak

Dalam tugas akhir ini variabel harga minyak yang akan digunakan adalah harga minyak WTI dan harga minyak Europe. Harga minyak West Texas Intermediate (WTI) adalah harga minyak yang digunakan sebagai patokan AS, biasa disebut dengan minyak mentah light sweet. Harga minyak eurupe adalah harga minyak yang digunakan sebagai patokan Eropa, biasa disebut pula dengan minyak mentah Brent. Harga minyak yang digunakan menunjukkan harga minyak per barel dan didapat dari situs (<http://www.tonto.eia.gov/>) [37], [38].

#### c. Nilai Tukar Mata Uang

Data nilai tukar mata uang didapat dari situs (<http://www.ychart.com/>) [40]. Dalam tugas akhir ini nilai tukar mata uang yang dipakai adalah *Top five Exchange Rate* yaitu nilai tukar mata uang dollar (USD) terhadap AUD, USD terhadap GBP, USD terhadap CAD,

USD terhadap INR, USD terhadap EURO. *Top five Exchange Rate* didapat dari situs (<http://www.xe.com/>) [39]. Satuan kelima nilai tukar mata uang tersebut menggunakan nominal dollar (USD).

#### d. Indeks SP

Indeks SP atau S&P 500 adalah sebuah indeks yang terdiri dari saham 500 perusahaan dengan modal-besar, kebanyakan berasal dari Amerika Serikat. Indeks ini merupakan indeks paling terkenal yang dimiliki dan dirawat oleh Standard & Poor's, sebuah divisi dari McGraw-Hill. Data indeks SP didapat dari situs *Yahoo Finance Website* (<http://www.ychart.com/>) [45].

### 3.2. Praproses

Terdapat dua proses utama pada tahapan pra-proses yaitu standarisasi data kosong (*missing value*) dan pencilan (*outlier*). Keluaran yang didapat yaitu semua data telah standar dan siap untuk diolah. Masing-masing proses dijelaskan lebih detail seperti berikut ini.

#### 3.2.1. Data Kosong

Pada bab tinjauan pustaka sub-bab 2.10 telah dijelaskan proses standarisasi data kosong. Dengan menggunakan data harian 2005-2014 dengan total data berjumlah 2508 data harian diperoleh jumlah data kosong sebanyak 49 hari menyebar ke semua variabel. Setelah itu, dilakukan standarisasi terhadap semua data kosong menggunakan nilai yg berupa rata-rata dari data 10 atas dan 10 bawah.

#### 3.2.2. Pencilan

Berdasarkan penjelasan pada bab tinjauan pustaka sub-bab 2.10 langkah pertama yang dilakukan untuk pendeteksian pencilan data adalah mencari nilai mahalanobis  $D^2$  menggunakan SPSS dengan nilai  $df$  adalah 9 yaitu sebanyak variabel yang digunakan dalam observasi. Selanjutnya dilakukan uji coba untuk menentukan nilai ambang batas yang digunakan yaitu mulai 2,5

hingga 4,0. Nilai optimal ambang batas yang dihasilkan akan digunakan sebagai pedoman untuk proses selanjutnya.

Hasil uji coba penentuan ambang batas pencilan dapat dilihat pada Tabel 3.1. Berdasarkan Tabel 3.1 Nilai ambang batas paling optimal adalah 2,5 dengan total data 2508 data harian dan jumlah pencilan sebanyak 24 data. Sehingga jumlah data valid yang digunakan untuk proses selanjutnya sebanyak 2484 data harian.

**Tabel 3.1 Ambang Batas Pencilan Paling Optimal**

Uji Coba Ke-	Ambang Batas	MAPE Pengujian (%)
1	4,00	2,52
2	3,75	2,52
3	3,50	2,53
4	3,25	2,53
5	3,00	2,63
6	2,75	2,50
<b>7</b>	<b>2,50</b>	<b>2,39</b>

### **3.3. Desain dan Implementasi Model Peramalan**

Tujuan dari tugas akhir ini adalah mengimplementasikan GRNN yang dikombinasikan dengan metode STL, theta, dan BPNN untuk menghasilkan peramalan harga emas yang akurat. Dalam melakukan desain dan implementasi model peramalan terdiri dari beberapa langkah yang akan dilakukan. Berikut adalah penjelasan mengenai langkah-langkah yang dilakukan dalam desain dan implementasi model peramalan.

#### **3.3.1. Dekomposisi Data**

Prosedur dekomposisi STL diimplementasikan untuk mendapatkan komponen musiman (*seasonal*), siklus-tren dan komponen residual (*irregular*). Data harga emas beserta data

variabel lain didekomposisi menggunakan metode STL sesuai yang telah dijelaskan pada sub-bab 2.6. Parameter yang digunakan adalah jendela musiman (*s.window*, *l.window*), nilai *low-pass filter* (frekuensi data), jumlah iterasi dalam (*inner*), jumlah iterasi luar (*outer*). Pada tugas akhir ini nilai jendela musiman adalah 251 yang merupakan rata-rata jumlah hari dalam satu tahun, nilai *low-pass filter* sama dengan frekuensi data runut waktu yaitu 251, jumlah iterasi dalam adalah 2 karena menunjukkan iterasi cukup, jumlah iterasi luar adalah 15 karena data sudah tidak mengandung pencilan. Parameter-parameter tersebut mengacu pada penelitian yang dilakukan oleh Cleveland [27].

Kode program dekomposisi STL untuk menghasilkan komponen data musiman, tren, dan residual ditunjukkan pada Kode Program 3.1.

```

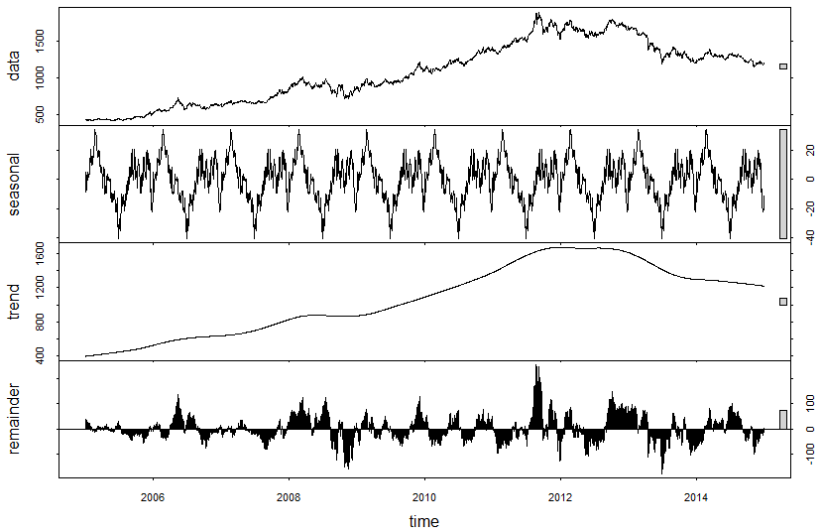
1 wti_daily<-read.csv(file.choose(),header=T)
2 wti <- ts(wti_daily)
3 wti <- ts(wti_daily, frequency=251,
4           start=c(2005,1))
5 d <- stl(wti, s.window=251, l.window=251,
6          inner=2, outer=15)
7
8 write(d$time.series[, "trend"], file="D:/KULIAH/TUGAS AKHIR/
9     NOVIANTI MEGA//Dekom/Hasil/trend_wti.csv",
10      ncolumns=1, append=FALSE)
11 write(d$time.series[, "seasonal"], file="D:/KULIAH/TUGAS AKHIR/
12     NOVIANTI MEGA//Dekom/Hasil/seasonal_wti.csv",
13      ncolumns=1, append=FALSE)
14 write(d$time.series[, "remainder"], file="D:/KULIAH/TUGAS AKHIR/
15     NOVIANTI MEGA//Dekom/Hasil/residual_wti.csv",
16      ncolumns=1, append=FALSE)
17
18 plot(d)

```

### Kode Program 3.1 Dekomposisi STL

Pada Kode Program 3.1, *load file csv* data harga emas harian ditunjukkan pada baris pertama. Baris ketiga dan keempat merupakan parameter-parameter STL yang mengacu pada penelitian yang dilakukan oleh Cleveland [27]. Selanjutnya pada baris keenam hingga kedelapan dilakukan penyimpanan hasil STL ke dalam komputer dan baris kesepuluh mengenerate plot atau grafik hasil dari dekomposisi STL [16].

Hasil dekomposisi harga emas menggunakan STL dapat dilihat pada Gambar 3.2. Pada Gambar 3.2 terdapat empat jenis data berada pada rentang waktu yang sama yaitu mulai tanggal 3 Januari 2005 hingga 31 Desember 2014. Baris pertama pada gambar menunjukkan data asli, baris kedua menunjukkan komponen data musiman, baris ketiga menunjukkan komponen data tren dan baris keempat menunjukkan komponen data residual.



**Gambar 3.2 Hasil Dekomposisi STL**

Tidak hanya harga emas yang dilakukan proses dekomposisi, seluruh variabel yaitu harga emas, harga minyak (WTI dan *Europe*), nilai tukar mata uang (lima nilai tukar mata uang teratas: USD terhadap AUD, USD terhadap GBP, USD terhadap CAD, USD terhadap INR, USD terhadap EURO) serta indeks SP didekomposisi menggunakan STL sehingga masing-masing variabel menghasilkan komponen data musiman, tren, dan residual. Plot hasil dekomposisi STL untuk variabel lainnya dapat dilihat pada LAMPIRAN-A.

### 3.3.2. Peramalan Komponen Data Musiman dan Residual

Peramalan komponen data musiman dan residual dilakukan menggunakan metode GRNN. Tahapan-tahapan dalam melakukan peramalan menggunakan GRNN telah diuraikan pada sub-bab 2.5. Ketika akan melakukan pembuatan model GRNN terlebih dahulu disiapkan data untuk pelatihan dan validasi. Untuk keperluan pelatihan dan validasi data digunakan data mulai tanggal 3 Januari 2005 hingga 31 Maret 2015 dengan total data sebesar 2545 data. Proses pelatihan menggunakan data sebanyak 2484 data sedangkan validasi menggunakan data sebanyak 61 data. Dari keseluruhan data pelatihan akan dibagi menjadi dua proses penting yaitu proses pelatihan (*training*) dan proses pengujian (*testing*). Dalam tugas akhir ini komposisi data pelatihan (*training*) sebanyak 70% dari keseluruhan data dan data untuk pengujian (*testing*) sebanyak 30%. Komposisi 70%:30% mengacu pada penelitian yang dilakukan oleh Marthasari dan Arif Djunaidy, dan Hussein, serta Bowden [7], [31], [6]. Pada Tabel 3.2 berikut akan dijelaskan deskripsi komposisi 70%:30% data pelatihan dan data pengujian.

**Tabel 3.2 Deskripsi Data Pelatihan, Data Pengujian, dan Data Validasi**

<b>Data</b>	<b>Deskripsi</b>
Data Pelatihan	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Merupakan kumpulan data terbesar yang digunakan oleh jaringan saraf untuk mempelajari pola dalam data.</li> <li>▪ Dalam tugas akhir ini data pelatihan yang digunakan sebesar 1732 data harian.</li> </ul>
Data Pengujian	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Ukuran data pengujian mulai dari 10% sampai 30% dari keseluruhan data.</li> <li>▪ Hal tersebut digunakan untuk</li> </ul>



**Tabel 3.2 Deskripsi Data Pelatihan, Data Pengujian, dan Data Validasi Lanjutan**

<b>Data</b>	<b>Deskripsi</b>
Data Pengujian	<p>mengevaluasi kemampuan generalisasi pada pelatihan jaringan.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Pada penelitian tersebut telah dibuktikan bahwa jaringan bekerja secara optimal pada komposisi data pengujian sebesar 30%.</li> <li>▪ Dalam tugas akhir ini, sebanyak 752 data harian dijadikan sebagai set pengujian..</li> </ul>
Data Validasi	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Digunakan untuk pemeriksaan terakhir pada kinerja pelatihan jaringan.</li> <li>▪ Dalam tugas akhir ini, set validasi sebanyak 81 hari.</li> </ul>

Desain arsitektur GRNN yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah masukan atau *input layer* dengan jumlah Simpul berupa nilai musiman dan residual dari masing-masing variabel dan nilai target berupa nilai musiman dan residual dari harga emas (Tabel 4.2) [5]. Nilai penyebaran yang digunakan ditentukan melalui uji coba yaitu 0,2; 0,4; 0,6; 0,8; 1; 2; 4; 6; 7; 8; 9; 10; 12. Detail desain arsitektur GRNN yang digunakan untuk meramalkan komponen musiman dan residual dapat dilihat pada Tabel 3.3 berikut.

**Tabel 3.3 Desain Arsitektur GRNN**

<b>Karakteristik</b>	<b>Jumlah</b>	<b>Deskripsi</b>
Lapisan masukan ( <i>Input Layer</i> )	18 Simpul	<ol style="list-style-type: none"> <li>1) Musiman harga emas</li> <li>2) Musiman harga minyak WTI</li> </ol>

**Tabel 3.3 Desain Arsitektur GRNN Lanjutan**

<b>Karakteristik</b>	<b>Jumlah</b>	<b>Deskripsi</b>
		3) Musiman harga minyak Brent 4) Musiman nilai tukar mata uang USD terhadap AUD 5) Musiman nilai tukar mata uang USD terhadap GBP 6) Musiman nilai tukar mata uang USD terhadap CAD 7) Musiman nilai tukar mata uang USD terhadap INR, 8) Musiman nilai tukar mata uang USD terhadap EURO 9) Musiman indeks SP 10) Residual harga emas 11) Residual harga minyak WTI 12) Residual harga minyak Brent 13) Residual nilai tukar mata uang USD terhadap AUD 14) Residual nilai tukar mata uang USD terhadap GBP 15) Residual nilai tukar mata uang USD terhadap CAD 16) Residual nilai tukar mata uang USD terhadap INR, 17) Residual nilai tukar mata uang USD terhadap EURO 18) Residual indeks SP
Lapisan keluaran ( <i>Output Layer</i> )	2 Simpul	1) Musiman harga emas 2) Residual harga emas
Nilai Penyebaran	Uji Coba	0,2; 0,4; 0,6; 0,8; 1; 2; 4; 6; 7; 8; 9; 10; 12

Berdasarkan desain pada Tabel 3.3 tersebut penulis melakukan uji coba untuk menemukan nilai penyebaran yang paling

optimal untuk meramalkan komponen data musiman dan residual. Uji coba GRNN tersebut digunakan untuk menemukan parameter GRNN yang menghasilkan nilai MAPE terendah. Peramalan komponen data musiman dan residual menggunakan kode program seperti yang terlihat pada Kode Program 3.2 berikut.

```
%Data
InputTraining=data1'
TargetTraining=data2'
InputTesting=data3'
TargetTesting=data4'

%normalisasi
[pn, meanp, stdp, tn, meant, stdt] = prestd(InputTraining,TargetTraining);
[an, meana, stda, sn, means, stds] = prestd(InputTesting,TargetTesting);

%create network
grnn = newgrnn(pn,tn,8.0);

%train network
Y = sim (grnn, pn);

%denormalisasi
T = poststd(Y, meant, stdt);
OutputTraining=T'

%tes network
Yt = sim (grnn, an);

%denormalisasi
Tt = poststd(Yt, means, stds);
OutputTesting=Tt'
```

### Kode Program 3.2 Peramalan Komponen Data Musiman dan Residual

Sebelum digunakan untuk proses pelatihan, perlu dilakukan penskalaan terhadap data masukan dan target. Hal ini dilakukan agar data-data masukan dan target tersebut masuk dalam suatu kisaran tertentu yaitu bentuk normal yang memiliki mean = 0 dan standar deviasi = 1. Alasan utama data dinormalisasi adalah agar kestabilan taburan data dicapai. Selain itu berguna untuk menyesuaikan nilai data dengan range fungsi aktivasi yang

digunakan dalam jaringan. Kode program proses normalisasi data dapat dilihat pada Kode Program 3.3 berikut.

```
%normalisasi
[pn, meanp, stdp, tn, meant, stdt] = prestd(InputTraining, TargetTraining);
[an, meana, stda, sn, means, stds] = prestd(InputTesting, TargetTesting);
```

### Kode Program 3.3 Normalisasi GRNN

Setelah semua data masukan dan target dinormalisasi, selanjutnya adalah membangun jaringan GRNN dengan kode program seperti Kode Program 3.4. *newgrnn* merupakan perintah memanggil jaringan GRNN pada matlab, sedangkan 8.0 merupakan parameter penyebaran yang digunakan.

```
%create network
grnn = newgrnn(pn, tn, 8.0);
```

### Kode Program 3.4 Pembuatan Jaringan GRNN

Setelah selesai mengatur masukan, target, struktur jaringan, dan parameter, selanjutnya adalah melatih jaringan hingga mendapatkan nilai kesalahan minimum. Kode program melatih jaringan dapat dilihat pada Kode Program 3.5.

```
%train network
Y = sim (grnn, pn);
```

### Kode Program 3.5 Pelatihan GRNN

Untuk mengeluarkan nilai keluaran pelatihan terlebih dahulu dilakukan proses denormalisasi yaitu mengembalikan nilai keluaran jaringan yang ternormalisasi ke nilai yang sebenarnya. Kode program bisa dilihat pada Kode Program 3.6 berikut.

```
%denormalisasi
T = poststd(Y, meant, stdt);
OutputTraining=T'
```

### Kode Program 3.6 Denormalisasi Keluaran GRNN

Selanjutnya adalah melakukan pengujian jaringan hingga menghasilkan keluaran pengujian menggunakan Kode Program 3.7 berikut.

```
%tes network
Yt = sim (grnn, an);
%denormalisasi
Tt = poststd(Yt, means, stds);
OutputTesting=Tt'
```

**Kode Program 3.7 Pengujian GRNN**

### 3.3.3. Peramalan Komponen Data Tren

Metode theta dipakai untuk estimasi komponen data siklus-tren. Peramalan dengan model theta mengikuti tahapan-tahapan yang telah diuraikan pada sub-bab sebelumnya yaitu 2.7. Peramalan komponen data tren dilakukan menggunakan metode theta yang dijalankan menggunakan paket *forecast* pada R. Fungsi yang digunakan adalah fungsi *thetaf()* dengan parameter banyaknya data untuk pemodelan dan rentang waktu peramalan. 70% dari data pelatihan yaitu sebanyak 1732 data digunakan untuk pemodelan sedangkan lamanya rentang peramalan sebanyak 752 data harian yaitu keseluruhan data pelatihan dikurangi banyaknya data pemodelan. Kode Program peramalan menggunakan metode theta dapat dilihat pada Kode Program 3.8 berikut.

```
1 Input<-read.csv(file.choose(),header=T)
2 trend <- ts (Input)
3
4 h = 752
5
6 library(forecast)
7 fcast <- thetaf(trend[9:n], h)
8 plot(fcast)
9 write (fcast$mean,file="D:/KULIAH/TUGAS AKHIR/
10      NOVIANTI MEGA//Theta/output_theta.csv",
11      ncolumns=1, append=FALSE)
```

**Kode Program 3.8 Peramalan Komponen Data Tren**

### 3.3.4. Penggabungan Hasil Peramalan

Hasil peramalan dari tahapan 3.4.2 dan 3.4.3 digabungkan menggunakan JST propagasi balik (BPNN) untuk memperoleh peramalan tunggal. Penggabungan hasil peramalan menggunakan GRNN dan hasil peramalan menggunakan metode theta akan dilakukan dengan menggunakan bantuan *software* Matlab. Data yang diramalkan adalah 30% dari keseluruhan data pelatihan. Untuk komponen data musiman dan residual, model GRNN dibangun menggunakan 70% data pelatihan. Model yang terbangun selanjutnya digunakan untuk meramalkan data uji. Hasil tersebut digabungkan dengan hasil peramalan metode theta.

Desain arsitektur BPNN yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah lapisan masukan dengan jumlah simpul berupa nilai musiman dan residual harga emas hasil peramalan GRNN (Tabel 3.4). Jumlah lapisan tersembunyi yang digunakan adalah 1 dengan jumlah simpul yang akan ditentukan melalui uji coba yang berkisar 2 hingga 10 simpul. Lapisan keluaran pada BPNN menggunakan 1 simpul yaitu harga emas. Detail desain arsitektur BPNN yang digunakan untuk menggabungkan hasil peramalan GRNN dan theta dapat dilihat pada Tabel 3.4 berikut.

**Tabel 3.4 Desain Arsitektur BPNN**

Karakteristik	Jumlah	Deskripsi
Lapisan masukan	3 simpul	1) Musiman harga emas 2) Residual harga emas 3) Tren harga emas
Lapisan tersembunyi	Uji coba	2 – 10
Lapisan keluaran	1 simpul	Harga Emas
Laju pembelajaran	Uji coba	0,1 – 0,9
Momentum	Uji coba	0,5 – 1,0
Jumlah iterasi	Uji coba	500 – 5000
Fungsi pelatihan	Uji coba	<i>Traingd, traingdx, traingda</i>

Berdasarkan desain pada Tabel 3.4 tersebut penulis melakukan uji coba untuk menemukan simpul lapisan tersembunyi, laju

pembelajaran, momentum, jumlah iterasi, dan fungsi pelatihan yang paling optimal untuk memperoleh peramalan tunggal dan untuk menemukan parameter BPNN yang menghasilkan nilai MAPE terendah. Kode program penggabungan hasil peramalan menggunakan GRNN dan hasil peramalan menggunakan metode theta dapat dilihat pada Kode Program 3.9.

```
%data
Input=data1'
Target=data2'
%normalisasi
[pn, meanp, stdp, tn, meant, stdt] = prestd(Input,Target);
%create network
net = newff(minmax(pn), [4 1], {'logsig', 'purelin'}, 'traingdx')
net.trainParam.epochs = 4500;
net.trainParam.lr = 0.7;
net.trainParam.mc = 0.9;
net = train (net,pn,tn);
Y = sim (net, pn);
%denormalisasi
T = poststd(Y, meant, stdt);
Output=T'
```

### Kode Program 3.9 Penggabungan Hasil Peramalan

Sama halnya dengan metode GRNN, sebelum digunakan untuk proses pelatihan BPNN, perlu dilakukan penskalaan terhadap data masukan dan target yang berguna untuk menyesuaikan nilai data dengan range fungsi aktivasi yang digunakan dalam jaringan. Kode program proses normalisasi data dapat dilihat pada Kode Program 3.10.

```
%normalisasi
[pn, meanp, stdp, tn, meant, stdt] = prestd(Input,Target);
```

### Kode Program 3.10 Normalisasi BPNN

Setelah semua data masukan dan target dinormalisasi, selanjutnya adalah membangun jaringan BPNN beserta

parameter-parameter yang digunakan dengan Kode Program 3.11 berikut.

```
%create network
net = newff(minmax(pn), [4 1], {'logsig', 'purelin'}, 'traingdx')
net.trainParam.epochs = 4500;
net.trainParam.lr = 0.7;
net.trainParam.mc = 0.9;
net = train (net,pn,tn);
Y = sim (net, pn);
```

### Kode Program 3.11 Pembuatan BPNN

{'logsig', 'purelin'} merupakan fungsi aktivasi pada masing-masing layer, [4 1] adalah jumlah simpul pada lapisan tersembunyi. *Traingdx* merupakan model pembelajaran yang dipakai, *net.trainParam.epochs* = 4500 = jumlah *epoch* (iterasi) pembelajaran maksimal BPNN, *net.trainParam.lr* = 0,7 merupakan jumlah laju pembelajaran, *net.trainParam.mc* = 0,9 adalah jumlah momentum yang digunakan.

Setelah selesai mengatur masukan, target, jaringan, dan parameter, selanjutnya adalah melatih jaringan hingga mendapatkan nilai kesalahan minimum. Untuk mengeluarkan nilai keluaran terlebih dahulu dilakukan proses denormalisasi yaitu mengembalikan nilai keluaran jaringan yang ternormalisasi ke nilai yang sebenarnya. Kode program bisa dilihat pada Kode Program 3.12 berikut.

```
%denormalisasi
T = poststd(Y, meant, stdt);
Output=T'
```

### Kode Program 3.12 Denormalisasi BPNN



*Halaman ini sengaja dikosongkan.*

## **BAB IV**

### **UJI COBA DAN ANALISIS HASIL**

Bab uji coba dan analisis hasil menjelaskan tentang lingkungan uji coba, data uji coba, jenis uji coba, pelaksanaan uji coba, dan analisis hasil uji coba. Jenis uji coba menjelaskan tentang prosedur penentuan parameter model peramalan.

#### **4.1. Lingkungan Uji Coba**

Dalam tugas akhir ini uji coba dilakukan menggunakan laptop dengan spesifikasi *Processor Intel Core i3 2 GHz* dan *RAM 2 GB*. Program penelitian dibuat menggunakan perangkat lunak R versi 2.15.2 dan Matlab versi R2009a. Selain itu, digunakan juga perangkat lunak SPSS untuk penanganan pencilaan pada data serta *Microsoft Excel 2013* untuk pembacaan, perencanaan statistik, dan penyimpanan data.

#### **4.2. Data Uji Coba**

Dalam tugas akhir ini, data harga emas diperoleh dari situs *World Gold Council* (<http://www.gold.org/>). Harga emas yang digunakan menunjukkan harga emas batangan dengan satuan per *troy ounce*. Jenis harga emas yang dipilih adalah harga emas *last* yang merupakan harga emas terakhir atau penutupan. Harga minyak yang digunakan adalah harga minyak WTI dan harga minyak Brent. Harga minyak yang digunakan menunjukkan harga minyak per barel dan didapat dari situs (<http://www.eia.gov/>). Data nilai tukar mata uang didapat dari situs (<http://www.ychart.com/>). Nilai tukar mata uang yang dipakai adalah *Top five Exchange Rate* yaitu nilai tukar mata uang dollar (USD) terhadap AUD, USD terhadap GBP, USD terhadap CAD, USD terhadap INR, USD terhadap EURO. *Top five Exchange Rate* didapat dari situs (<http://www.xe.com/>). Data indeks SP didapat dari situs *Yahoo Finance Website* (<http://www.ychart.com/>). Nominal yang digunakan masing-masing variable tersebut adalah dollar (USD).

Selain itu, penelitian ini menggunakan data harian selama 10 tahun mulai tanggal 3 Januari 2005 hingga 31 Desember 2014 dengan total jumlah data adalah 2484 data harian tidak termasuk hari libur. Dari seluruh data yang ada, data 3 tahun terakhir yaitu sebanyak 30% dari keseluruhan data digunakan sebagai data uji dan data 7 tahun pertama yaitu 70% dari keseluruhan data digunakan sebagai data latih. Banyaknya data latih adalah 1732 data harian dan 752 data harian sebagai data uji. Komposisi tersebut mengacu pada penelitian yang dilakukan oleh Marthasari dan Arif Djunaidy, Hussein, serta Bowden [7], [31], [6].

### **4.3. Jenis Uji Coba**

Jenis uji coba menjelaskan mengenai prosedur uji coba yang dilakukan dalam tugas akhir ini yang bertujuan untuk mengetahui keandalan model peramalan yang diusulkan. Uji coba yang dilakukan adalah uji coba penentuan parameter model peramalan, uji coba sensitivitas penambahan data, dan uji coba perbandingan nilai peramalan menggunakan data terbaru, dan uji coba pengaruh kombinasi variabel mulai dari variabel tunggal, ganda, dan triplet.

#### **4.3.1. Uji Coba Penentuan Parameter Model Peramalan**

Berdasarkan metodologi yang telah diuraikan pada bab sebelumnya (bab 3), hasil dekomposisi data diramalkan menggunakan metode GRNN dan metode theta, hasil kedua peramalan tersebut digabungkan menggunakan metode BPNN. Untuk model GRNN, parameter yang diestimasi adalah nilai penyebaran (*spread*), sedangkan untuk model BPNN parameter yang diestimasi adalah laju pembelajaran, momentum, jumlah iterasi, jumlah simpul lapisan tersembunyi, dan fungsi pelatihan. Kinerja hasil peramalan diukur menggunakan *mean absolute percentage error* (MAPE) yang menunjukkan prosentase akurasi hasil peramalan dibandingkan data asli. Kinerja peramalan dinyatakan baik jika MAPE bernilai minimum.

Selanjutnya dilakukan peramalan harga emas sesuai dengan data uji sebesar 30% dari keseluruhan data. Sehingga akan diketahui perbandingan nilai aktual harga emas dengan nilai hasil peramalan menggunakan metode STL-GRNN-Theta-BPNN. Selain itu, juga dilakukan uji coba validasi model peramalan menggunakan data pelatihan sembilan tahun dan rentang validasi satu tahun. Hasil validasi digunakan untuk mengetahui seberapa valid model peramalan STL-GRNN-Theta-BPNN yang diusulkan dalam tugas akhir ini.

#### **4.3.2. Uji Coba Sensitivitas Penambahan Data**

Untuk mengetahui apakah dengan adanya penambahan data terbaru model STL-GRNN-Theta-BPNN yang diusulkan pada tugas akhir ini masih mampu memberikan hasil peramalan yang baik, maka dilakukan uji coba sensitivitas penambahan data. Uji coba dilakukan menggunakan komposisi penambahan data mulai dari penambahan data satu bulan, tiga bulan, enam bulan, dan satu tahun.

Dari hasil uji coba sensitivitas penambahan data akan diketahui seberapa sensitif model peramalan harga emas STL-GRNN-Theta-BPNN yang diusulkan dalam tugas akhir ini ketika ada pembaharuan data. Hasil uji coba diukur menggunakan MAPE. Model peramalan dikatakan akurat dan dapat dipercaya jika hasil nilai MAPE kurang dari 10% [32]. Sehingga uji coba kinerja model peramalan dapat digunakan untuk menunjukkan bahwa metode STL-GRNN-Theta-BPNN tetap dapat digunakan sekalipun ada penambahan data dan mampu memberikan hasil yang dapat dipercaya.

#### **4.3.3. Uji Coba Perbandingan Nilai Peramalan Menggunakan Data Terbaru**

Uji coba perbandingan nilai peramalan menggunakan data terbaru digunakan ketika telah diperoleh parameter-parameter dengan nilai terbaik untuk meramalkan komponen data musiman, tren, dan residual. Berdasarkan parameter tersebut dilakukan peramalan harga emas dengan data terbaru. Analisis

kurun waktu validasi peramalan optimal dilakukan terlebih dahulu untuk mengetahui kinerja model peramalan bisa digunakan paling optimal dalam kurun waktu validasi peramalan berapa bulan. Uji coba kurun waktu validasi peramalan optimal dilakukan menggunakan kurun waktu mulai satu bulan hingga duabelas bulan. Kurun waktu validasi peramalan dikatakan optimal ketika mendapatkan nilai MAPE hasil uji coba paling kecil. Sehingga dihasilkan kurun waktu validasi peramalan optimal terhadap model STL-GRNN-Theta-BPNN yang diusulkan pada tugas akhir ini. Dari keseluruhan data, data di bulan Mei 2015 digunakan sebagai rentang peramalan terhadap model STL-GRNN-Theta-BPNN yaitu sesuai dengan kurun waktu validasi peramalan paling optimal yang dihasilkan dari uji coba sebelumnya.

#### **4.3.4. Uji Coba Pengaruh Kombinasi Variabel Mulai dari Variabel Tunggal, Ganda, dan Triplet**

Uji coba pengaruh kombinasi variabel mulai dari variabel tunggal, ganda, dan triplet dilakukan untuk mengetahui variabel apa yang paling berpengaruh secara signifikan terhadap harga emas. Uji coba pengaruh kombinasi variabel mulai dari variabel tunggal, ganda, dan triplet dilakukan menggunakan harga emas tanpa dipengaruhi variabel lain dan kombinasi beberapa variabel.

Metode peramalan Theodosiou diimplementasikan ulang untuk mengetahui perbandingan akurasi hasil peramalan harga emas tanpa dipengaruhi variabel lain dengan metode peramalan dalam tugas akhir ini yaitu metode peramalan harga emas yang mempertimbangkan pengaruh variabel harga minyak, nilai tukar mata uang dan indeks SP. Sedangkan kombinasi variabel yang dilakukan yaitu harga emas dengan harga minyak, harga emas dengan nilai tukar mata uang, harga emas dengan indeks SP, harga emas dengan nilai tukar mata uang dan harga minyak, harga emas dengan nilai tukar mata uang dan indeks SP, dan harga emas dengan indeks SP dan harga minyak.

#### 4.4. Pelaksanaan dan Hasil Uji Coba

Sub bab ini menjelaskan tentang pelaksanaan uji coba beserta hasilnya sesuai dengan rencana uji coba yang telah dijelaskan pada sub bab 4.3.

##### 4.4.1. Pelaksanaan Uji Coba Penentuan Parameter Model Peramalan

Pada bagian ini, uji coba penentuan parameter model peramalan dilakukan terhadap metode GRNN dan metode BPNN. Untuk pemilihan model GRNN parameter yang dicari adalah faktor penyebaran (*spread*). Sedangkan untuk pemilihan model BPNN parameter yang dicari adalah laju pembelajaran, momentum, jumlah iterasi, simpul lapisan tersembunyi, dan fungsi pelatihan. Hasil parameter optimal digunakan untuk meramalkan 30% dari keseluruhan data harian harga emas. Selanjutnya, dilakukan validasi terhadap model peramalan.

###### a. Penentuan Parameter Penyebaran GRNN

Uji coba dilakukan untuk menemukan nilai penyebaran GRNN yang paling optimal. Nilai penyebaran paling optimal ditunjukkan oleh data sel berwarna tebal. Uji coba dilakukan dengan mengujikan beberapa nilai penyebaran yaitu 0,2; 0,4; 0,6; 0,8; 1; 2; 4; 6; 7; 8; 9; 10; 12. Nilai penyebaran dengan MAPE paling kecil akan dipilih sebagai nilai penyebaran paling optimal.

Hasil uji coba dapat dilihat pada Tabel 4.1. Untuk seluruh nilai penyebaran yang diujikan, nilai penyebaran 8 memberikan MAPE terkecil yaitu 1,405%. Selanjutnya, hasil parameter penyebaran paling optimal digunakan pada pengujian parameter selanjutnya.

**Tabel 4.1 Hasil Uji Coba Penentuan Penyebaran GRNN**

Uji Coba Ke	Nilai Penyebaran	MAPE Pengujian (%)
1	12	1,428

**Tabel 4.1 Hasil Uji Coba Penentuan Penyebaran GRNN Lanjutan**

Uji Coba Ke	Nilai Penyebaran	MAPE Pengujian (%)
2	10	1,410
3	9	1,407
<b>4</b>	<b>8</b>	<b>1,405</b>
5	7	1,407
6	6	1,419
7	4	1,515
8	2	1,808
9	1	2,142
10	0,8	2,218
11	0,6	2,273
12	0,4	2,390
13	0,2	2,937

**b. Penentuan Parameter Laju Pembelajaran BPNN**

Uji coba dilakukan untuk menemukan nilai laju pembelajaran BPNN yang paling optimal. Langkah-langkah uji coba penentuan parameter laju pembelajaran BPNN adalah sebagai berikut:

- Menentukan jumlah simpul lapisan tersembunyi sebanyak 3, fungsi pelatihan sama dengan *traingd*, jumlah iterasi sebanyak 1000, dan nilai momentum sama dengan 0,9.
- Melatih BPNN dengan mengujikan beberapa nilai laju pembelajaran yaitu 0,1; 0,2; 0,3; 0,4; 0,5; 0,6; 0,7; 0,8; dan 0,9.

- Mengukur MAPE tiap keluaran yang dihasilkan dan memilih nilai laju pembelajaran BPNN dengan MAPE paling kecil.

Hasil uji coba dapat dilihat pada Tabel 4.2. Nilai laju pembelajaran paling optimal ditunjukkan oleh data sel berwarna tebal. Untuk seluruh nilai laju pembelajaran yang diujikan, nilai laju pembelajaran 0,7 memberikan MAPE terkecil yaitu 1,405%. Selanjutnya, hasil parameter laju pembelajaran paling optimal digunakan pada pengujian parameter selanjutnya.

**Tabel 4.2 Hasil Uji Coba Penentuan Laju Pembelajaran BPNN**

Uji Coba Ke	Laju Pembelajaran	MAPE (%)
1	0,1	2,027
2	0,2	1,855
3	0,3	1,742
4	0,4	1,679
5	0,5	1,769
6	0,6	1,720
<b>7</b>	<b>0,7</b>	<b>1,405</b>
8	0,8	4,396
9	0,9	15,206

### c. Penentuan Parameter Momentum BPNN

Uji coba dilakukan untuk menemukan nilai momentum BPNN yang paling optimal. Langkah-langkah uji coba penentuan momentum BPNN adalah sebagai berikut:

- Menentukan jumlah simpul lapisan tersembunyi sebanyak 3, fungsi pelatihan sama dengan *traingd*, jumlah iterasi sebanyak 1000, dan nilai laju pembelajaran sama dengan 0,7.



- Melatih BPNN dengan mengujikan beberapa nilai momentum yaitu 0,5; 0,6; 0,7; 0,8; 0,9; dan 1.
- Mengukur MAPE tiap keluaran yang dihasilkan dan memilih nilai momentum BPNN dengan MAPE paling kecil.

Hasil uji coba parameter momentum BPNN ditunjukkan pada Tabel 4.3. Nilai momentum paling optimal ditunjukkan oleh data sel berwarna tebal. Berdasarkan Tabel 4.3 terlihat bahwa nilai momentum 0,9 memberikan MAPE terkecil yaitu 1,405%. Selanjutnya, hasil parameter momentum paling optimal digunakan pada pengujian parameter selanjutnya.

**Tabel 4.3 Hasil Uji Coba Penentuan Momentum BPNN**

Uji Coba Ke	Laju Pembelajaran	Momentum	MAPE (%)
1	0,7	0,5	1,760
2	0,7	0,6	1,431
3	0,7	0,7	1,783
4	0,7	0,8	1,464
<b>5</b>	<b>0,7</b>	<b>0,9</b>	<b>1,405</b>
6	0,7	1,0	14,63

#### **d. Penentuan Parameter Jumlah Iterasi BPNN**

Uji coba dilakukan untuk menemukan jumlah iterasi BPNN yang paling optimal. Langkah-langkah uji coba penentuan jumlah iterasi BPNN adalah sebagai berikut:

- Menentukan jumlah simpul lapisan tersembunyi sebanyak 3, fungsi pelatihan sama dengan *trainingd*, nilai momentum sama dengan 0.9, dan nilai laju pembelajaran sama dengan 0,7.
- Melatih BPNN dengan mengujikan beberapa nilai iterasi yaitu 500, 1000, 1500, 2000, 2500, 3000, 3500, 4000, 4500, dan 5000.

- Mengukur MAPE tiap keluaran yang dihasilkan dan memilih nilai iterasi BPNN dengan MAPE paling kecil.

Hasil uji coba untuk menemukan jumlah iterasi BPNN yang paling optimal dapat dilihat dalam Tabel 4.4. Jumlah iterasi paling optimal ditunjukkan oleh data sel berwarna tebal. Berdasarkan Tabel 4.4 dapat disimpulkan bahwa untuk seluruh jumlah iterasi yang diujikan, nilai iterasi sebesar 4500 memberikan MAPE terkecil yaitu 1,369%. Selanjutnya, hasil parameter iterasi yang paling optimal akan digunakan pada pengujian parameter selanjutnya.

**Tabel 4.4 Hasil Uji Coba Penentuan Iterasi BPNN**

Uji coba ke	Jumlah Iterasi	Laju Pembelajaran	Momentum	MAPE (%)
1	500	0,7	0,9	1,506
2	1000	0,7	0,9	1,405
3	1500	0,7	0,9	1,382
4	2000	0,7	0,9	1,376
5	2500	0,7	0,9	1,373
6	3000	0,7	0,9	1,372
7	3500	0,7	0,9	1,371
8	4000	0,7	0,9	1,370
<b>9</b>	<b>4500</b>	<b>0,7</b>	<b>0,9</b>	<b>1,369</b>
10	5000	0,7	0,9	1,416

#### e. Penentuan Parameter Simpul Lapisan tersembunyi BPNN

Uji coba dilakukan untuk menemukan jumlah simpul pada lapisan tersembunyi BPNN yang paling optimal. Langkah-langkah uji coba penentuan jumlah simpul

pada lapisan tersembunyi BPNN adalah sebagai berikut:

- Menentukan jumlah iterasi sama dengan 4500, fungsi pelatihan sama dengan *traingd*, nilai momentum sama dengan 0.9, dan nilai laju pembelajaran sama dengan 0.7.
- Melatih BPNN dengan mengujikan beberapa jumlah simpul pada lapisan tersembunyi yaitu 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, dan 10.
- Mengukur MAPE tiap keluaran yang dihasilkan dan memilih jumlah simpul pada lapisan tersembunyi BPNN dengan MAPE paling kecil.

Hasil uji coba dapat dilihat pada Tabel 4.5. Jumlah simpul pada lapisan tersembunyi paling optimal ditunjukkan oleh data sel berwarna tebal. Berdasarkan Tabel 4.5 dapat disimpulkan bahwa untuk seluruh jumlah simpul pada lapisan tersembunyi yang telah diujikan, jumlah simpul 4 memberikan MAPE terkecil yaitu 1,313%. Selanjutnya, hasil parameter jumlah simpul pada lapisan tersembunyi BPNN paling optimal digunakan pada pengujian parameter selanjutnya.

**Tabel 4.5 Hasil Uji Coba Penentuan Simpul Lapisan Tersembunyi BPNN**

Jumlah Simpul	Jumlah Iterasi	Laju Pembelajaran	Momentum	MAPE (%)
2	4500	0,7	0,9	1,907
3	4500	0,7	0,9	1,369
<b>4</b>	<b>4500</b>	<b>0,7</b>	<b>0,9</b>	<b>1,313</b>
5	4500	0,7	0,9	1,720
6	4500	0,7	0,9	1,644
7	4500	0,7	0,9	1,487

**Tabel 4.5 Hasil Uji Coba Penentuan Simpul Lapisan Tersembunyi BPNN Lanjutan**

Jumlah Simpul	Jumlah Iterasi	Laju Pembelajaran	Momentum	MAPE (%)
8	4500	0,7	0,9	3,052
9	4500	0,7	0,9	1,673
10	4500	0,7	0,9	11,334

**f. Penentuan Parameter Fungsi Pelatihan BPNN**

Uji coba dilakukan untuk menemukan fungsi pelatihan BPNN yang paling optimal. Langkah-langkah uji coba penentuan jenis fungsi pelatihan BPNN adalah sebagai berikut:

- Menentukan jumlah iterasi sama dengan 4500, jumlah simpul lapisan tersembunyi sebanyak 4, nilai momentum sama dengan 0,9, dan nilai laju pembelajaran sama dengan 0,7.
- Melatih BPNN dengan mengujikan beberapa fungsi pelatihan yaitu *traingd*, *traingdx*, dan *traingda*.
- Mengukur MAPE tiap keluaran yang dihasilkan dan memilih fungsi pelatihan BPNN dengan MAPE paling kecil.

Hasil uji coba parameter fungsi pelatihan BPNN ditunjukkan pada Tabel 4.6. Jenis fungsi pelatihan BPNN paling optimal ditunjukkan oleh data sel berwarna tebal.

Berdasarkan Tabel 4.6 terlihat bahwa fungsi pelatihan “*traingd*” menghasilkan MAPE sebesar 1,313%, untuk fungsi pelatihan “*traingdx*” menghasilkan MAPE sebesar 1,135%, dan untuk fungsi pelatihan “*traingda*” menghasilkan MAPE sebesar 1,213%. Berdasarkan

Tabel 4.6, terlihat bahwa fungsi pelatihan paling optimal adalah “*traingdx*” dengan MAPE terkecil yaitu 1,135%. Selanjutnya, hasil parameter fungsi pelatihan paling optimal digunakan pada pengujian selanjutnya.

**Tabel 4.6 Hasil Uji Coba Penentuan Fungsi Pelatihan BPNN**

Jumlah Simpul	Jumlah Iterasi	Laju Pembelajaran	Momen-tum	Fungsi Pelatihan	MAPE (%)
4	4500	0,7	0,9	traingd	1,313
<b>4</b>	<b>4500</b>	<b>0,7</b>	<b>0,9</b>	<b>traingdx</b>	<b>1,135</b>
4	4500	0,7	0,9	traingda	1,213

Berdasarkan parameter-parameter optimal yang telah didapat maka dilakukan peramalan harga emas menggunakan metode STL-GRNN-Theta-BPNN, uji coba dilakukan menggunakan data harian mulai tanggal 3 Januari 2005 hingga 31 Desember 2014 dengan total jumlah data adalah 2484 data harian. Dari seluruh data yang ada, sebanyak 1732 data harian digunakan untuk data pelatihan dan 752 data harian digunakan sebagai data uji. Langkah-langkah uji coba tersebut adalah sebagai berikut:

- Dekomposisi STL
- Peramalan komponen data musiman dan residual.
- Peramalan komponen data tren.
- Penggabungan hasil peramalan.
- Mengukur MAPE peramalan.

Langkah pertama adalah melakukan dekomposisi STL sesuai dengan sub-bab sebelumnya yaitu sub-bab 3.3.1. Hasil dekomposisi akan digunakan sebagai data masukan dalam peramalan. Komponen data musiman dan data residual diramalkan menggunakan metode GRNN, sedangkan komponen data tren ramalkan menggunakan metode theta. Untuk menemukan model GRNN yang optimal, parameter GRNN yang diatur adalah jumlah nilai penyebaran sebanyak 8. Langkah kedua adalah melakukan peramalan komponen data tren meng-

gunakan metode theta yang diimplementasikan menggunakan fungsi  $\text{thetaf}()$  pada perangkat lunak R. langkah-langkah dalam melakukan peramalan komponen data tren telah dijelaskan pada sub-bab 3.3.2. Langkah yang ketiga adalah melakukan penggabungan hasil peramalan sesuai yang telah dijelaskan dalam sub-bab 3.3.4. Untuk menemukan model BPNN yang optimal, parameter BPNN yang diatur adalah menentukan jumlah iterasi sama dengan 4500, jumlah simpul lapisan tersembunyi sebanyak 4, nilai momentum sama dengan 0,9, nilai laju pembelajaran sama dengan 0,7, dan fungsi pelatihan sama dengan *traingdx*. Hasil uji coba perbandingan nilai peramalan dengan nilai aktual harga emas menghasilkan nilai MAPE peramalan sebesar 1,135%.

Selain itu, dilakukan uji coba validasi model peramalan menggunakan data pelatihan Sembilan tahun yaitu mulai 3 Januari 2005 hingga 31 Desember 2013 dan rentang validasi satu tahun yaitu di bulan Januari 2014 hingga Desember 2014 dengan total data pelatihan sebanyak 2234 data harian dan data validasi sebesar 250 data harian. Hasil uji coba validasi model peramalan menghasilkan nilai MAPE sebesar 0,60%.

#### **4.4.3. Pelaksanaan Uji Coba Sensitivitas Penambahan Data**

Untuk menguji sensitivitas penambahan data, dilakukan uji coba sebanyak empat kali yaitu periode penambahan data satu bulan menggunakan data pelatihan mulai Januari 2005 hingga Februari 2012, penambahan data 3 bulan mulai Januari 2005 hingga Juni 2012, penambahan data 6 bulan mulai Januari 2005 hingga Desember 2012, sedangkan periode data 1 tahun menggunakan data mulai tanggal 3 Januari 2005 hingga 31 Desember 2013. Hasil peramalan keempat periode penambahan data diukur menggunakan MAPE.

Hasil uji coba sensitivitas penambahan data ditunjukkan pada Tabel 4.7. Berdasarkan Tabel 4.7 terlihat bahwa periode penambahan data satu bulan menghasilkan MAPE sebesar 0,09%, periode penambahan data tiga bulan menghasilkan

MAPE sebesar 0,33%, periode penambahan data enam bulan menghasilkan MAPE sebesar 0,40% dan periode penambahan data 1 tahun menghasilkan MAPE sebesar 1,01%. Sehingga model STL-GRNN-Theta-BPNN yang diusulkan pada tugas akhir ini tetap menghasilkan nilai peramalan yang akurat sekalipun ada penambahan data kedalam model peramalan.

**Tabel 4.7 Hasil Uji Coba Sensitivitas Penambahan Data**

Uji Coba Ke	Periode Penambahan Data	MAPE (%) Peramalan Jan Feb 2015
1	1 Bulan	0,09
2	3 Bulan	0,33
3	6 Bulan	0,40
4	12 Bulan	1,01

#### **4.4.3. Pelaksanaan Uji Coba Perbandingan Nilai Peramalan Menggunakan Data Terbaru**

Uji coba perbandingan nilai peramalan menggunakan data terbaru dilakukan setelah memperoleh parameter-parameter peramalan harga emas dengan nilai terbaik untuk meramalkan komponen data musiman, tren, dan residual. Sebelum melakukan uji coba perbandingan nilai peramalan menggunakan data terbaru terlebih dahulu dilakukan uji coba kurun waktu validasi peramalan optimal untuk mengetahui model bisa digunakan paling optimal dalam kurun waktu validasi peramalan berapa hari. Langkah-langkah uji coba kurun waktu validasi peramalan optimal adalah sebagai berikut:

- Meyiapkan data pelatihan.
- Menentukan jumlah uji coba sebanyak duabelas kali yaitu masing-masing uji coba menggunakan rentang peramalan mulai satu bulan hingga duabelas bulan.

- Mengukur MAPE tiap keluaran yang dihasilkan dan memilih rentang peramalan paling optimal dengan MAPE paling kecil.

Uji coba dilakukan menggunakan data mulai 3 Januari 2005 hingga 28 Februari 2014. Rentang validasi adalah 1 bulan hingga 12 bulan sehingga terdapat 12 kali uji coba yaitu rentang validasi 1 bulan, rentang validasi 2 bulan, rentang validasi 3 bulan, rentang validasi 4 bulan, rentang validasi 5 bulan, rentang validasi 6 bulan, rentang validasi 7 bulan, rentang validasi 8 bulan, rentang validasi 9 bulan, rentang validasi 10 bulan, rentang validasi 11 bulan, dan rentang validasi 12 bulan. Hasil uji coba kurun waktu validasi peramalan optimal ditunjukkan pada Tabel 4.8. Hasil menunjukkan bahwa kurun waktu validasi peramalan optimal terhadap model STL-GRNN-Theta-BPNN yang diusulkan pada tugas akhir ini adalah dalam rentang validasi 1 bulan.

**Tabel 4.8 MAPE Pengujian Kurun Waktu Validasi Optimal**

Uji Coba Ke	Periode	MAPE (%)
<b>1</b>	<b>1 Bulan</b>	<b>0,09</b>
2	2 Bulan	0,16
3	3 Bulan	0,35
4	4 Bulan	0,34
5	5 Bulan	0,58
6	6 Bulan	0,91
7	7 Bulan	0,82
8	8 Bulan	0,78
9	9 Bulan	1,09
10	10 Bulan	1,12
11	11 Bulan	0,95
12	12 Bulan	1,30



Langkah-langkah uji coba perbandingan nilai peramalan menggunakan data terbaru adalah sebagai berikut:

- Meyiapkan data pelatihan dan data validasi.
- Menentukan rentang validasi sebanyak satu bulan.
- Mengukur MAPE pengujian dan MAPE validasi yang dihasilkan.

Uji coba dilakukan menggunakan rentang validasi peramalan satu bulan. Berdasarkan parameter-parameter tersebut dilakukan peramalan harga emas dengan data terbaru yaitu data pengujian mulai 3 Januari 2005 hingga 30 April 2015 dan menggunakan rentang peramalan satu bulan yaitu bulan Mei 2015. Metode peramalan yang digunakan adalah STL-GRNN-Theta-BPNN. Peramalan harga emas dengan data terbaru tersebut menghasilkan MAPE sebesar 0,08%.

#### **4.4.4. Pelaksanaan Uji Coba Pengaruh Kombinasi Variabel Mulai dari Variabel Tunggal, Ganda, dan Triplet**

Uji coba pengaruh kombinasi variabel mulai dari variabel tunggal, ganda, dan triplet dilakukan menggunakan harga emas tanpa dipengaruhi variabel lain dan menggunakan harga emas dengan kombinasi beberapa variabel. Dilakukan uji coba perbandingan nilai peramalan menggunakan harga emas tanpa dipengaruhi variabel lain. Peramalan diterapkan terhadap komponen harga emas musiman dan residual dengan menggunakan metode GRNN dan komponen harga emas data tren menggunakan metode theta. Parameter untuk GRNN adalah jumlah simpul masukan sebanyak dua yaitu musiman harga emas dan residual harga emas, dan nilai penyebaran sebesar 8 yaitu sama dengan parameter peramalan harga emas menggunakan pengaruh variabel lain. Parameter metode theta yang digunakan sama dengan parameter peramalan harga emas menggunakan pengaruh variabel lain. Hasil peramalan kedua metode digabungkan menggunakan metode BPNN dengan parameter yang sama seperti peramalan harga emas mengguna-

kan pengaruh variabel lain. Uji coba dilakukan menggunakan data mulai Januari 2005 hingga April 2015 dan rentang peramalan di bulan Mei 2015. Uji coba perbandingan nilai peramalan menggunakan harga emas tanpa dipengaruhi variabel lain menghasilkan MAPE 0,004%.

Sedangkan kombinasi variabel dilakukan menggunakan data yang sama yaitu data mulai Januari 2005 hingga April 2015 dan rentang peramalan di bulan Mei 2015. Peramalan diterapkan terhadap komponen harga emas musiman dan residual dengan menggunakan metode GRNN dan komponen harga emas data tren menggunakan metode theta. Parameter untuk GRNN adalah jumlah simpul masukan sebanyak banyaknya komponen musiman harga emas dan residual harga emas pada masing-masing kombinasi variabel, dan nilai penyebaran sebesar 8. Parameter metode theta yang digunakan sama dengan parameter peramalan harga emas menggunakan pengaruh variabel lain. Hasil peramalan kedua metode digabungkan menggunakan metode BPNN dengan parameter yang sama seperti peramalan harga emas menggunakan pengaruh variabel lain. Uji coba pengaruh kombinasi variabel yang dilakukan yaitu harga emas dengan harga minyak menghasilkan MAPE sebesar 0,02%, harga emas dengan nilai tukar mata uang menghasilkan MAPE sebesar 0,09%, harga emas dengan indeks SP menghasilkan MAPE sebesar 0,05%, harga emas dengan nilai tukar mata uang dan harga minyak menghasilkan MAPE sebesar 0,1%, harga emas dengan nilai tukar mata uang dan indeks SP menghasilkan MAPE sebesar 0,08%, dan harga emas dengan indeks SP dan harga minyak menghasilkan MAPE sebesar 0,06%.

#### **4.5. Analisis Hasil Uji Coba**

Pada sub bab ini menjelaskan tentang analisis hasil uji coba yang telah dilakukan pada sub bab 4.4. Analisis ini dilakukan terhadap uji coba penentuan parameter model peramalan, sensitivitas penambahan data, perbandingan nilai peramalan menggunakan data terbaru, dan Uji coba pengaruh kombinasi variabel mulai dari variabel tunggal, ganda, dan triplet.

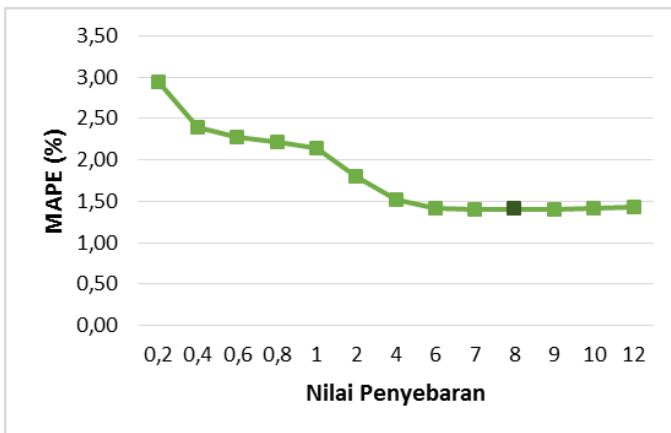
#### 4.5.1. Analisis Uji Coba Penentuan Parameter Model Peramalan

Dalam sub bab ini dijelaskan analisis uji coba penentuan parameter model peramalan pada metode GRNN dan BPNN. Adapun parameter yang diestimasi pada metode GRNN adalah nilai penyebaran (*spread*), sedangkan parameter yang diestimasi pada metode BPNN adalah nilai laju pembelajaran, momentum, jumlah iterasi, jumlah simpul pada lapisan tersembunyi, dan fungsi pelatihan.

##### a. Penentuan Parameter Penyebaran GRNN

Hasil uji coba untuk menemukan nilai penyebaran GRNN yang paling optimal dapat dilihat pada grafik dalam Gambar 4.1. Nilai penyebaran paling optimal ditunjukkan oleh data poin berwarna tebal.

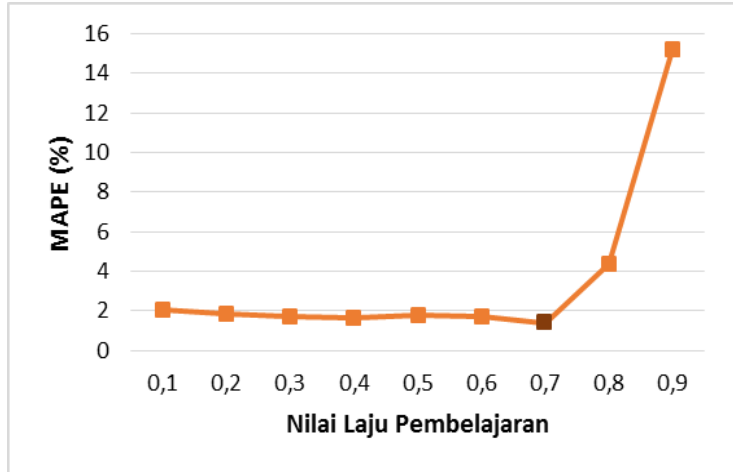
Berdasarkan Gambar 4.1 dapat disimpulkan bahwa untuk seluruh nilai penyebaran yang diujikan terhadap model peramalan yang diusulkan dalam tugas akhir ini, nilai penyebaran 8 memberikan MAPE terkecil yaitu 1,405%. Selanjutnya, hasil parameter nilai penyebaran paling optimal akan digunakan pada pengujian parameter selanjutnya.



**Gambar 4.1 Hasil Uji Coba Penentuan penyebaran GRNN**

### b. Penentuan Parameter Laju Pembelajaran BPNN

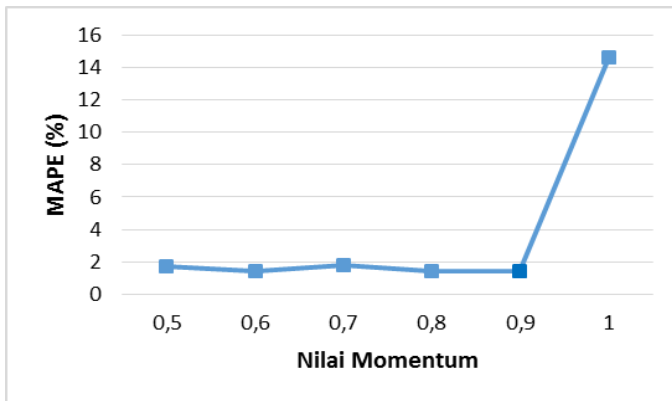
Hasil pengujian parameter laju pembelajaran BPNN ditunjukkan oleh Gambar 4.2. Berdasarkan Gambar 4.2 dapat disimpulkan bahwa untuk laju pembelajaran sebesar 0,1 diperoleh MAPE sebesar 2,027%, untuk laju pembelajaran 0,2 nilai MAPE adalah 1,855%, untuk laju pembelajaran 0,3 nilai MAPE adalah 1,742%, untuk laju pembelajaran 0,4 nilai MAPE adalah 1,679%, untuk laju pembelajaran 0,5 nilai MAPE adalah 1,769%, untuk laju pembelajaran 0,6 nilai MAPE adalah 1,72%, untuk laju pembelajaran 0,7 nilai MAPE adalah 1,405%, untuk laju pembelajaran 0,8 nilai MAPE adalah 4,396%, untuk laju pembelajaran 0,9 nilai MAPE adalah 15,206%. Berdasarkan grafik pada Gambar 4.2, laju pembelajaran paling optimal dengan MAPE terkecil adalah sebesar 0,7. Hasil parameter laju pembelajaran paling optimal digunakan pada pengujian parameter selanjutnya.



**Gambar 4.2 Hasil Uji Coba Penentuan Laju Pembelajaran BPNN**

**c. Penentuan Parameter Momentum BPNN**

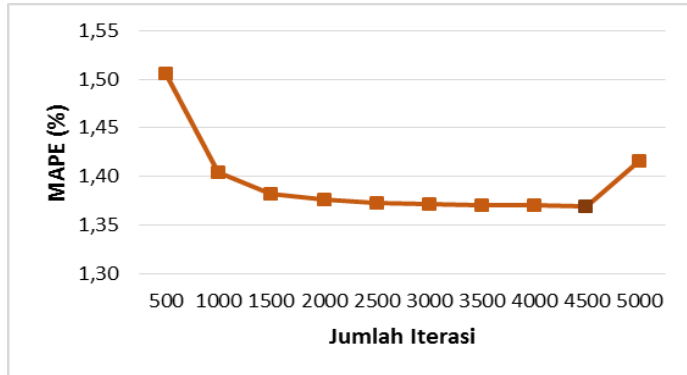
Hasil uji coba parameter momentum BPNN ditunjukkan pada Gambar 4.3. Berdasarkan Gambar 4.3 terlihat bahwa nilai momentum 0,5 menghasilkan MAPE sebesar 1,76%, untuk nilai momentum 0,6 menghasilkan MAPE sebesar 1,431%, untuk nilai momentum 0,7 menghasilkan MAPE sebesar 1,783%, untuk nilai momentum 0,8 menghasilkan MAPE sebesar 1,464%, untuk nilai momentum 0,9 menghasilkan MAPE sebesar 1,405%, untuk nilai momentum 1,0 menghasilkan MAPE sebesar 14,63%. Berdasarkan Gambar 4.3 dapat disimpulkan bahwa untuk seluruh nilai momentum yang diujikan, nilai momentum 0,9 memberikan MAPE terkecil yaitu 1,405%. Selanjutnya, hasil parameter momentum paling optimal digunakan pada pengujian parameter selanjutnya.



**Gambar 4.3 Hasil Uji Coba Penentuan Momentum BPNN**

**d. Penentuan Parameter Jumlah Iterasi BPNN**

Hasil uji coba untuk menemukan jumlah iterasi BPNN yang paling optimal dapat dilihat pada grafik dalam Gambar 4.4. Jumlah iterasi paling optimal ditunjukkan oleh data poin berwarna tebal.

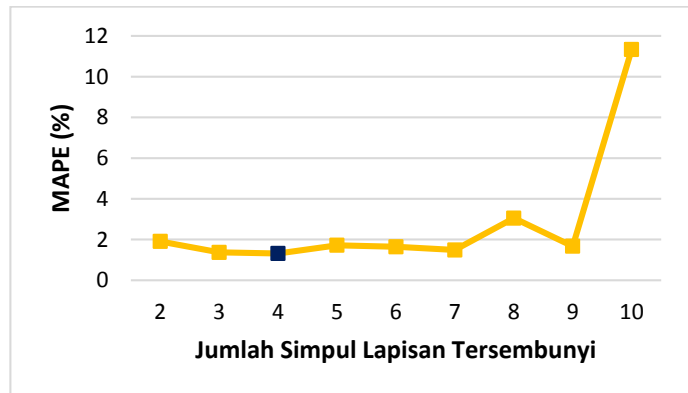


**Gambar 4.4 Hasil Uji Coba Penentuan Jumlah Iterasi BPNN**

Berdasarkan Gambar 4.4 dapat disimpulkan bahwa untuk seluruh nilai iterasi yang diujikan, nilai iterasi sebesar 4500 memberikan MAPE terkecil yaitu 1,369%. Selanjutnya, hasil parameter nilai iterasi paling optimal digunakan pada pengujian parameter selanjutnya.

**e. Penentuan Parameter Simpul Lapisan tersembunyi BPNN**

Hasil uji coba parameter jumlah simpul pada lapisan tersembunyi BPNN ditunjukkan pada Gambar 4.5.

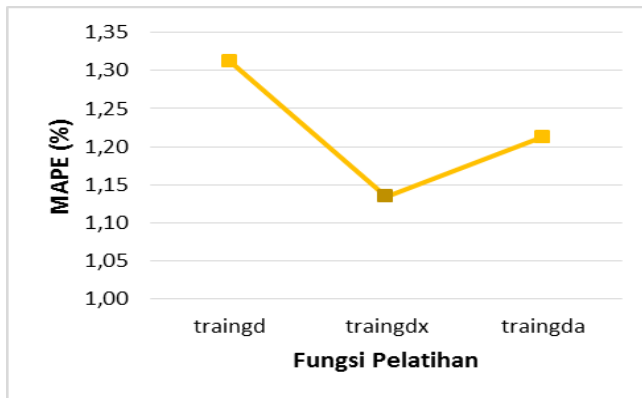


**Gambar 4.5 Hasil Uji Coba Penentuan Simpul Lapisan Tersembunyi BPNN**

Berdasarkan Gambar 4.5 terlihat bahwa jumlah simpul pada lapisan tersembunyi sebesar 2 menghasilkan MAPE sebesar 1,907%, untuk jumlah simpul pada lapisan tersembunyi 3 menghasilkan MAPE sebesar 1,369%, untuk jumlah simpul pada lapisan tersembunyi 4 menghasilkan MAPE sebesar 1,313%, untuk jumlah simpul pada lapisan tersembunyi 5 menghasilkan MAPE sebesar 1,720%, untuk jumlah simpul pada lapisan tersembunyi 6 menghasilkan MAPE sebesar 1,644%, untuk jumlah simpul pada lapisan tersembunyi 7 menghasilkan MAPE sebesar 1,487%, untuk jumlah simpul pada lapisan tersembunyi 8 menghasilkan MAPE sebesar 3,052%, untuk jumlah simpul pada lapisan tersembunyi 9 menghasilkan MAPE sebesar 1,673%, untuk jumlah simpul pada lapisan tersembunyi 10 menghasilkan MAPE sebesar 11,334%. Berdasarkan grafik pada Gambar 4.5, disimpulkan bahwa jumlah simpul pada lapisan tersembunyi paling optimal adalah 4.

**f. Penentuan Parameter Fungsi Pelatihan BPNN**

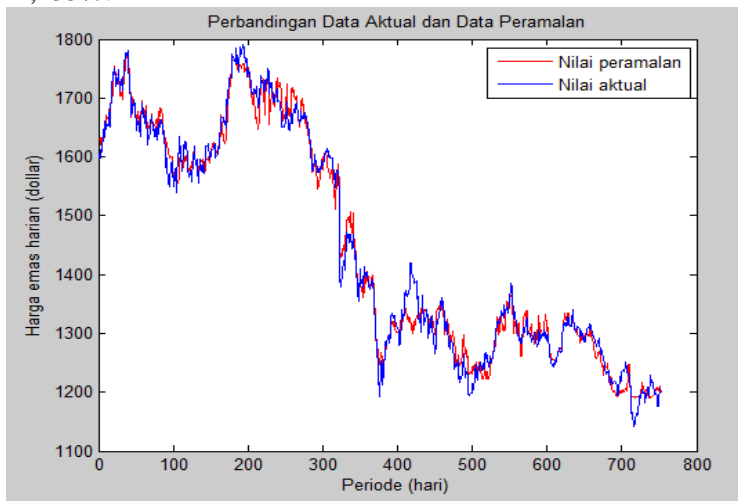
Hasil uji coba parameter fungsi pelatihan BPNN ditunjukkan pada Gambar 4.6.



**Gambar 4.6 Hasil Uji Coba Penentuan Fungsi Pelatihan BPNN**

Berdasarkan Gambar 4.6 terlihat bahwa fungsi pelatihan “traingd” menghasilkan MAPE sebesar 1,313%, untuk fungsi pelatihan “traindx” menghasilkan MAPE sebesar 1,135%, dan untuk fungsi pelatihan “traingda” menghasilkan MAPE sebesar 1,213%. Berdasarkan Gambar 4.6, disimpulkan bahwa fungsi pelatihan paling optimal adalah “traindx”. Berdasarkan Gambar 4.6 dapat disimpulkan bahwa untuk seluruh jenis fungsi pelatihan yang diujikan, jenis fungsi pelatihan “traindx” memberikan MAPE terkecil yaitu 1,135%. Selanjutnya, hasil parameter fungsi pelatihan paling optimal digunakan pada pengujian selanjutnya.

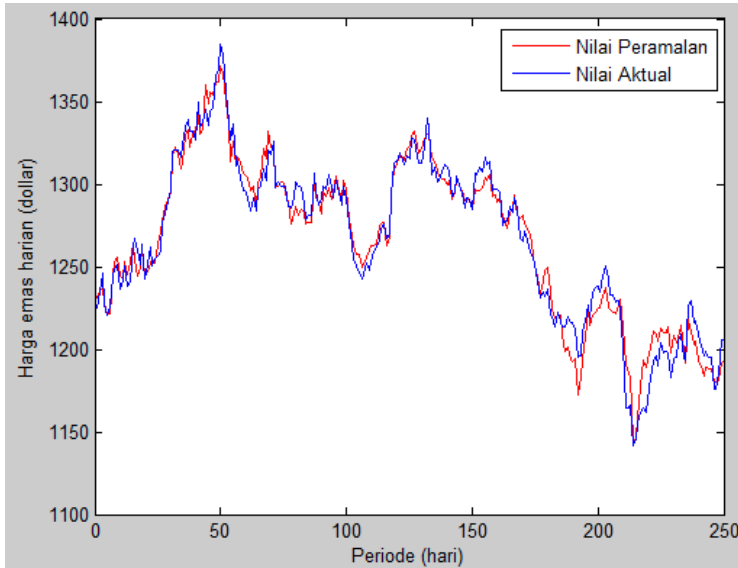
Berdasarkan uji coba penentuan parameter-parameter model peramalan, diperoleh parameter-parameter dengan nilai terbaik untuk meramalkan komponen data musiman, tren, dan residual. Berdasarkan parameter-parameter tersebut dilakukan peramalan harga emas sesuai dengan data uji sebesar 30% dari keseluruhan data. Metode peramalan yang digunakan adalah STL-GRNN-Theta-BPNN. Hasil peramalan dapat dilihat pada Gambar 4.7 yang menghasilkan nilai MAPE peramalan sebesar 1,135%.



**Gambar 4.7 Hasil Pengujian Peramalan Harga Emas**



Berdasarkan uji coba kinerja model peramalan telah diperoleh hasil validasi peramalan seperti pada Gambar 4.8. Model peramalan STL-GRNN-Theta-BPNN yang dilakukan dalam tugas akhir ini adalah valid. Hal ini ditunjukkan dengan nilai MAPE validasi sebesar 0,60%.

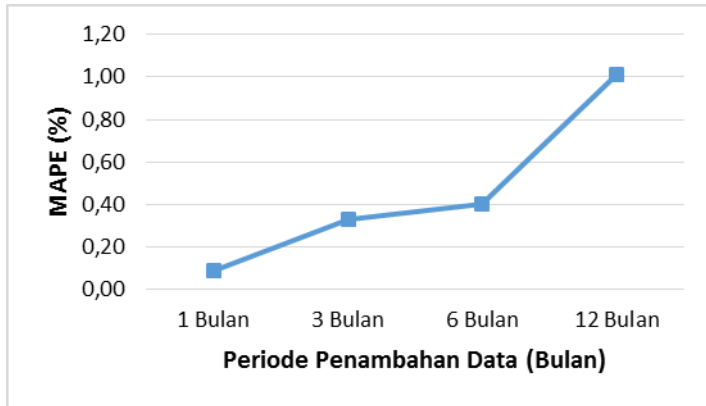


**Gambar 4.8 Hasil Validasi Peramalan Harga Emas Jan-Des 2014**

#### **4.5.2. Analisis Uji Coba Sensitivitas Penambahan Data**

Hasil uji coba sensitivitas penambahan data ditunjukkan pada Gambar 4.9. Berdasarkan Gambar 4.9 terlihat bahwa periode penambahan data satu bulan menghasilkan MAPE sebesar 0,09%, periode penambahan data tiga bulan menghasilkan MAPE sebesar 0,33%, periode penambahan data enam bulan menghasilkan MAPE sebesar 0,40%, dan periode penambahan data satu tahun menghasilkan MAPE sebesar 1,01%. Berdasarkan grafik pada Gambar 4.9, disimpulkan bahwa penambahan data terbaru kedalam model STL-GRNN-Theta-

BPNN yang diusulkan pada tugas akhir ini konsisten untuk digunakan dalam peramalan.

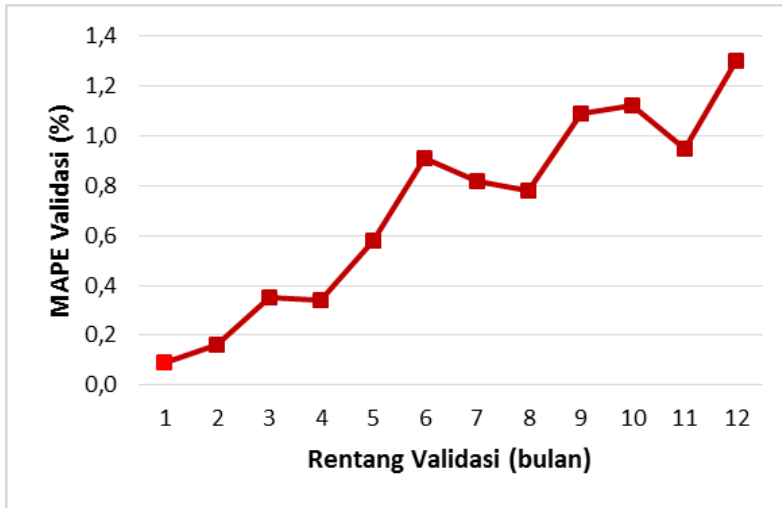


**Gambar 4.9 Hasil Uji Coba Sensitivitas Penambahan Data**

#### **4.5.3. Analisis Uji Coba Perbandingan Nilai Peramalan Menggunakan Data Terbaru**

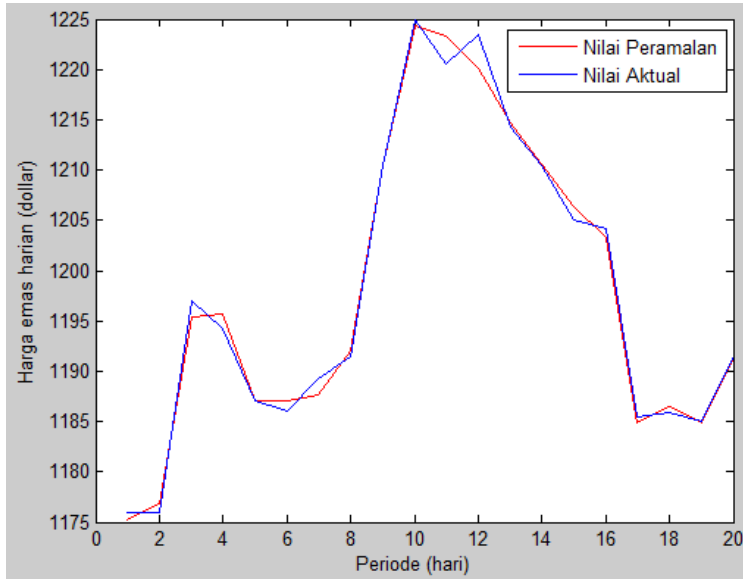
Hasil uji coba kurun waktu validasi optimal ditunjukkan pada Gambar 4.10. Berdasarkan Gambar 4.10 terlihat bahwa rentang validasi 1 bulan menghasilkan MAPE sebesar 0,09%, untuk rentang validasi 2 bulan menghasilkan MAPE sebesar 0,16%, untuk rentang validasi 3 bulan menghasilkan MAPE sebesar 0,35%, untuk rentang validasi 4 bulan menghasilkan MAPE sebesar 0,34%, untuk rentang validasi 5 bulan menghasilkan MAPE sebesar 0,58%, untuk rentang validasi 6 bulan menghasilkan MAPE sebesar 0,91%, untuk rentang validasi 7 bulan menghasilkan MAPE sebesar 0,82%, untuk rentang validasi 8 bulan menghasilkan MAPE sebesar 0,09%, untuk rentang validasi 9 bulan menghasilkan MAPE sebesar 1,09%, untuk rentang validasi 10 bulan menghasilkan MAPE sebesar 1,12%, untuk rentang validasi 11 bulan menghasilkan MAPE sebesar 0,95%, dan untuk rentang validasi 12 bulan menghasilkan MAPE sebesar 1,30%. Berdasarkan grafik pada Gambar 4.10, disimpulkan bahwa rentang validasi 1 bulan hingga 12 bulan tetap menunjukkan hasil yang konsisten,

namun kurun waktu validasi optimal terhadap model STL-GRNN-Theta-BPNN yang diusulkan pada tugas akhir ini adalah dalam rentang validasi 1 bulan.



**Gambar 4.10 MAPE Hasil Validasi Kurun Waktu Validasi Optimal**

Berdasarkan parameter-parameter yang telah didapat dalam uji coba sebelumnya, dilakukan peramalan harga emas dengan data terbaru yaitu data pengujian mulai 3 Januari 2005 hingga 30 April 2015 dan rentang validasi satu bulan yaitu bulan Mei 2015 dengan jumlah data pelatihan sebesar 2566 data harian dan jumlah data validasi sebesar 20 data harian. Metode peramalan yang digunakan adalah STL-GRNN-Theta-BPNN. Hasil validasi dapat dilihat pada Gambar 4.11 berikut. Berdasarkan grafik yang terlihat pada Gambar 4.11 tersebut dapat disimpulkan bahwa peramalan harga emas dengan data terbaru menghasilkan MAPE sebesar 0,08%. Hal ini menunjukkan bahwa model peramalan STL-GRNN-Theta-BPNN yang diusulkan dalam tugas akhir ini tetap mampu menghasilkan peramalan yang akurat meskipun adanya data yang lebih baru.

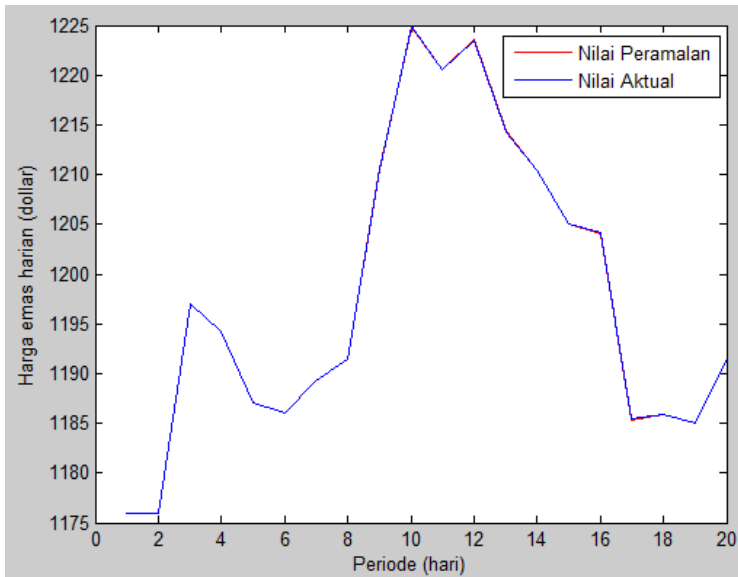


**Gambar 4.11 Hasil Validasi Menggunakan Data Mei 2015**

#### **4.5.4. Analisis Uji Coba Pengaruh Kombinasi Variabel Mulai dari Variabel Tunggal, Ganda, dan Triplet**

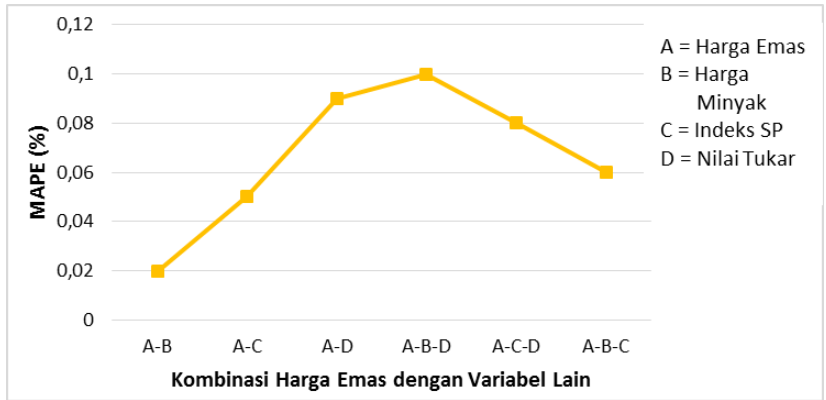
Dengan menggunakan porsi data pelatihan dan data validasi yang sama dengan peramalan harga emas menggunakan metode STL-GRNN-Theta-BPNN dengan mempertimbangkan variabel harga minyak, nilai tukar mata uang, dan indeks SP, maka dilakukan peramalan harga emas tanpa mempertimbangkan variabel lain menggunakan metode STL-GRNN-Theta-BPNN. Hasil peramalan dapat dilihat pada Gambar 4.12. Berdasarkan Gambar 4.12, terlihat bahwa peramalan harga emas tanpa mempertimbangkan variabel lain menggunakan metode STL-GRNN-Theta-BPNN menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan menggunakan pertimbangan variabel harga minyak, nilai tukar mata uang dan indeks SP. Peramalan harga emas tanpa mempertimbangkan variabel lain

menggunakan metode STL-GRNN-Theta-BPNN menghasilkan MAPE sebesar 0,004%.



**Gambar 4.12 Hasil Peramalan Harga Emas Tanpa Mempertimbangkan Variabel Lain**

Dengan menggunakan porsi data yang sama dilakukan uji coba pengaruh kombinasi variabel. Hasil peramalan dapat dilihat pada Gambar 4.13. Berdasarkan Gambar 4.13, terlihat bahwa hasil peramalan kombinasi harga emas dengan harga minyak menghasilkan MAPE sebesar 0,02%, harga emas dengan nilai tukar mata uang menghasilkan MAPE sebesar 0,09%, harga emas dengan indeks SP menghasilkan MAPE sebesar 0,05%, harga emas dengan nilai tukar mata uang dan harga minyak menghasilkan MAPE sebesar 0,1%, harga emas dengan nilai tukar mata uang dan indeks SP menghasilkan MAPE sebesar 0,08%, dan harga emas dengan indeks SP dan harga minyak menghasilkan MAPE sebesar 0,06%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa harga minyak mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap peramalan harga emas.



**Gambar 4.13 Hasil Peramalan Harga Emas dengan Kombinasi Beberapa Variabel**

*Halaman ini sengaja dikosongkan.*

## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

Bab kesimpulan dan saran ini menjelaskan tentang kesimpulan yang diperoleh dari keseluruhan pengerjaan Tugas Akhir, terutama yang terkait dengan hasil uji coba dan analisisnya. Selain itu, dalam bab ini juga diuraikan saran untuk kemungkinan pengembangan selanjutnya dari Tugas Akhir yang telah dilakukan.

#### **5.1 Kesimpulan**

Beberapa kesimpulan yang dapat diperoleh dari keseluruhan pengerjaan Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

- a. Tugas akhir ini telah berhasil mengombinasikan model peramalan harga emas berbasis STL-GRNN-Theta-BPNN yang mempertimbangkan pengaruh variabel harga minyak, nilai tukar mata uang, dan indeks SP. Model peramalan yang telah berhasil dikembangkan ini memungkinkan pengguna untuk melakukan analisis kombinasi variabel yang diperkirakan dapat mempengaruhi peramalan harga emas.
- b. Berdasarkan analisis hasil uji coba terhadap penentuan sejumlah parameter dari model peramalan dapat disimpulkan bahwa:
  - 1) Model peramalan STL-GRNN-Theta-BPNN yang optimal diperoleh dengan menggunakan parameter sebagai berikut: jaringan syaraf tiruan dengan nilai penyebaran GRNN sebesar delapan; jumlah simpul lapisan tersembunyi BPNN sebanyak empat; laju pembelajaran BPNN sebesar 0,7; momentum BPNN sebesar 0,9; fungsi pelatihan BPNN menggunakan *traingdx*; dan jumlah iterasi BPNN sebesar 4.500. Nilai parameter tersebut diperoleh dengan menggunakan seluruh data uji coba, kecuali data satu tahun terakhir yang diguna-



- kan sebagai data untuk uji validasi hasil peramalan.
- 2) Dengan menggunakan parameter model peramalan seperti tersebut di atas, hasil uji validasi menunjukkan bahwa model peramalan yang dikembangkan mampu memberikan hasil yang sangat akurat dengan nilai MAPE sebesar 0,6%.
- c. Berdasarkan analisis hasil uji coba untuk mengukur sensitivitas hasil peramalan terhadap adanya penambahan data baru menunjukkan bahwa model peramalan yang dikembangkan masih mampu memberikan hasil peramalan yang akurat, walaupun model peramalan harus dilatih kembali setelah terdapat penambahan data baru selama satu tahun. Hal ini ditunjukkan oleh nilai MAPE sebesar 0,09%, 0,33%, 0,40%, dan 1,01% berturut-turut untuk penambahan data baru selama satu bulan, tiga bulan, enam bulan, dan satu tahun.
  - d. Kesimpulan poin (c) mengindikasikan bahwa model peramalan harus dilatih kembali setiap terdapat penambahan data baru selama satu bulan. Hal ini didukung oleh hasil uji validasi yang memberikan nilai MAPE sebesar 0,08% untuk peramalan data pada bulan Mei 2015 dengan menggunakan model peramalan yang dilatih menggunakan data mulai dari 3 Januari 2005 sampai dengan 30 April 2015.
  - e. Uji coba sensitivitas pengaruh masing-masing variabel (harga minyak, nilai tukar mata uang, dan indeks SP) atau kombinasinya terhadap hasil peramalan menunjukkan bahwa variabel harga minyak memberikan pengaruh yang paling signifikan terhadap hasil peramalan harga emas. Untuk ini, nilai MAPE sebesar 0,02% diperoleh untuk hasil peramalan yang hanya melibatkan variabel harga minyak.

## 5.2 Saran

Seperti diuraikan dalam kesimpulan bahwa hasil peramalan harga emas yang hanya melibatkan harga emas memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan hasil peramalan yang melibatkan harga minyak, nilai tukar mata uang, dan indeks SP. Hal ini mungkin dikarenakan ketiga variabel yang dilibatkan dalam model peramalan yang dikembangkan mengasumsikan bahwa setiap variabel mempunyai pengaruh yang sama. Untuk itu, sebagai saran pengembangan lebih lanjut dari Tugas Akhir ini dapat dibangun model yang memberikan bobot yang tidak sama pada setiap variabel yang dilibatkan. Algoritma genetika mungkin dapat digunakan untuk memperoleh bobot yang optimal dari masing-masing variabel.

*Halaman ini sengaja dikosongkan.*

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Antonino Parisi, Franco Parisi, David Dias. (2008). Forecasting Gold Price Changes : Rolling And Recursive Neural Network Models.
- [2] Assimakopoulos V, Nikolopoulos K. (2000). The Theta Model : A Decomposition Approach For Forecasting. *International Journal of Forecasting*, 16, pp. 521-530.
- [3] Donald F. Specht. (1991). A General Regression Neural Network. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 568-576.
- [4] F .S . Wong. (1990/91). Time Series Forecasting Using Backpropagation Neural Networks. *Elsevier*, 147-159.
- [5] Fatemeh Saberian, Ali Zamani, Mahdi Aliyari Shoorehdeli, Mohammad Mahdi Gooya, Payman Hemmati, Mohammad Teshnehlab. (2014). Prediction of Seasonal Influenza Epidemics in Tehran Using Artificial Neural Networks. *The 22nd Iranian Conference on Electrical Engineering ICEE* (pp. 1921-1923). Iran: Shahid Beheshti University.
- [6] Gavin J. Bowden, Holger R. Maier, and Graeme C. Dandy. (2002). Optimal Division Of Data For Neural Network Models in Water Resources Applications. *Water Resources Research*, vol. 38, no. 2, 1010, 10.1029/2001WR000266.
- [7] Gita Indah Marthasari, Arif Djunaidy. (2014). Optimasi Data Latih Menggunakan Algoritma Genetika Untuk Peramalan Harga Emas Berbasis

Generalized Regression Neural Network. *Jurnal Sistem Informasi*, Volume 5, Nomor 1, 62-69.

- [8] Hilmi Berk Celikoglu. (2006). Application of Radial Basis Function and Generalized Regression Neural Networks in Non-Linear Utility Function Specification for Travel Mode Choice Modelling. *Mathematical and Computer Modelling Elsevier*, 640–658.
- [9] Howard Demuth, Mark Beale, Martin Hagan. (2010, Maret). *User's Guide Neural Network Toolbox™ 6*. Retrieved from The Mathworks: [www.Manualslib.com](http://www.Manualslib.com)
- [10] Johan Palmberg, J. C. (2014). Risk Management and Capital Preservation. In J. C. Johan Palmberg, *Gold Investor* (pp. 03-36). World Gold Council.
- [11] Jong Jek Siang. (2009). *Jaringan Syaraf Tiruan Dan Pemrograman Menggunakan Matlab*. Andi Publisher.
- [12] Joseph F. Hair Jr, W. C. (2006). *Multivariate Data Analysis Sixth Edition*. Pearson Education International.
- [13] K. S. Sujit, B. Rajesh Kumar. (2011). Study on Dynamic Relationship Among Gold Price, Oil Price, Exchange Rate and Stock Market Returns. *International Journal of Applied Business and Economic Research*, Vol. 9, No. 2, (2011):145-165, 145.
- [14] Lai, K. K., Yu, L., Wang S. dan Huang, W. (2006). “Hybridizing Exponential Smoothing and Neural Network for Financial Time Series Predication”. ICCS 2006 (International Conference on

Computational) Science. Part I-IV. 28-31 Mei. United Kingdom (UK).

- [15] Levin, Eric J. dan Wright, Robert E. (2006). Short-Run and Long-Run Determinants of the Price of Gold. London: World Gold Council.
- [16] Luís Torgo. (2011). *Data Mining with R Learning with Case Studies*. Chapman & Hall/CRC.
- [17] Mahmut Firat, Mahmud Gungor. (2009). Generalized Regression Neural Networks and Feed Forward Neural Networks for prediction of scour depth around bridge piers. *journal homepage: www.elsevier.com/locate/advengsoft, Advances in Engineering Software 40, 731–737.*
- [18] Marina Theodosiou. (2011). Disaggregation & aggregation of time series components : A hybrid forecasting approach using generalized regression neural networks and the theta method. *Neurocomputing*, 896-905.
- [19] Murphy, J.J. (1986). Technical Analysis of The Financial Markets : A Comprehensive Guide to Trading Methods an Applications. *New York Institute of Finance*.
- [20] Orr. G. (t.thn.). *Neural Networks*. Dipetik September 24, 2014, dari [www.willamette.edu: http://willamette.edu/~gorr/classes/cs449/](http://www.willamette.edu/~gorr/classes/cs449/)
- [21] ÖZGÜR KIŞI. (2006). Generalized Regression Neural Networks For Evapotranspiration Modelling. *Hydrological Sciences Journal*, 1092-1105.
- [22] Perry Sadorsky. (2014). Modeling Volatility And Conditional Correlations Between Socially. *Economic Modelling 38 (2014) 609–618, 609.*

- [23] Pravitt Khaemasunun. (2008). Forecasting Thai Gold Prices.
- [24] Puspitaningrum. (2006). *Pengantar Jaringan Saraf Tiruan*. Yogyakarta: Andi.
- [25] R. Rojas. (1996). Neural Networks. *Springer-Verlag*, 151-184.
- [26] Raja Das, M. K. Pradhan. (2014). General Regression Neural Network and Back Propagation Neural Network Modeling for Predicting Radial Overcut in EDM: A Comparative Study. *International Journal of Mechanical, Aerospace, Industrial and Mechatronics Engineering*, vol.8 no.4.
- [27] Robert B. Cleveland, W. S. (1990). STL: A Seasonal-Trend Decomposition Procedure Based on Loess. *Journal of Official Statistics*, 3—73.
- [28] Rudiger Dornbusch. (1976 ). Expectations and Exchange Rate Dynamics. *Journal of Political Economy*, vol.84, no.6.
- [29] Scott Armstrong, Fred Collopy, Andreas Graefe and Kesten C. Green. (2011, 5 15). Answers to Frequently Asked Question. *Answers to Frequently Asked Question*.
- [30] Shahriar Shafiee, Erkan Topal. (2010). An Overview Of Global Gold Market And Gold Price Forecasting. *Resources Policy*, 178–189.
- [31] Shamsul Faisal Mohd Hussein, M. B. (2011). Gold Price Prediction Using Radial Basis Function Neural Network. *IEEE*.
- [32] Shepperd M, Schofield C. (1997). Estimating Software Project Effort Using Analogies. *Software*

*Engineering, IEEE Transactions*, vol.23, no.11, pp.736,743.

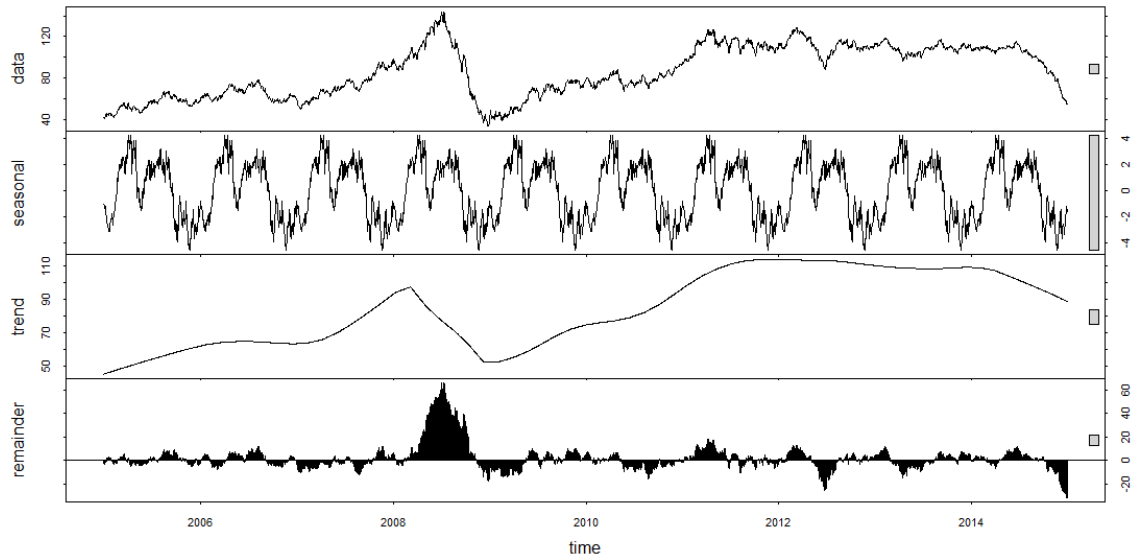
- [33] Spyros Makridakis, S. C. (1998). *Forecasting Methods and Applications Third Edition*. Unite States, America: John Wiley & Sons, Inc.
- [34] Sri Kusumadewi. (2003). *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- [35] Sugiyono. (2008). *Statistik non parametik*. Bandung: Alfabeta.
- [36] World Gold Council (WGC). Dipetik Maret 15, 2015, dari World Gold Council: <http://www.gold.org/research/download-the-gold-price-since-1978>
- [37] U.S. Energy Information Administration (EIA). Dipetik Maret 15, 2015, dari Petroleum & Other Liquids: <http://www.eia.gov/dnav/pet/hist/LeafHandler.ashx?n=PET&s=RB RTE&f=D>
- [38] U.S. Energy Information Administration (EIA). Dipetik Maret 15, 2015, dari Petroleum & Other Liquids: <http://www.eia.gov/dnav/pet/hist/LeafHandler.ashx?n=PET&s=RWTC&f=D>
- [39] Yahoo Finance. Dipetik September 12, 2014, dari Exchange Rate: <http://www.xe.com/>
- [40] Yahoo Finance. Dipetik Maret 15, 2015, dari YCHARTS: [https://ycharts.com/indicators/australian\\_dollar\\_exchange\\_rate](https://ycharts.com/indicators/australian_dollar_exchange_rate)



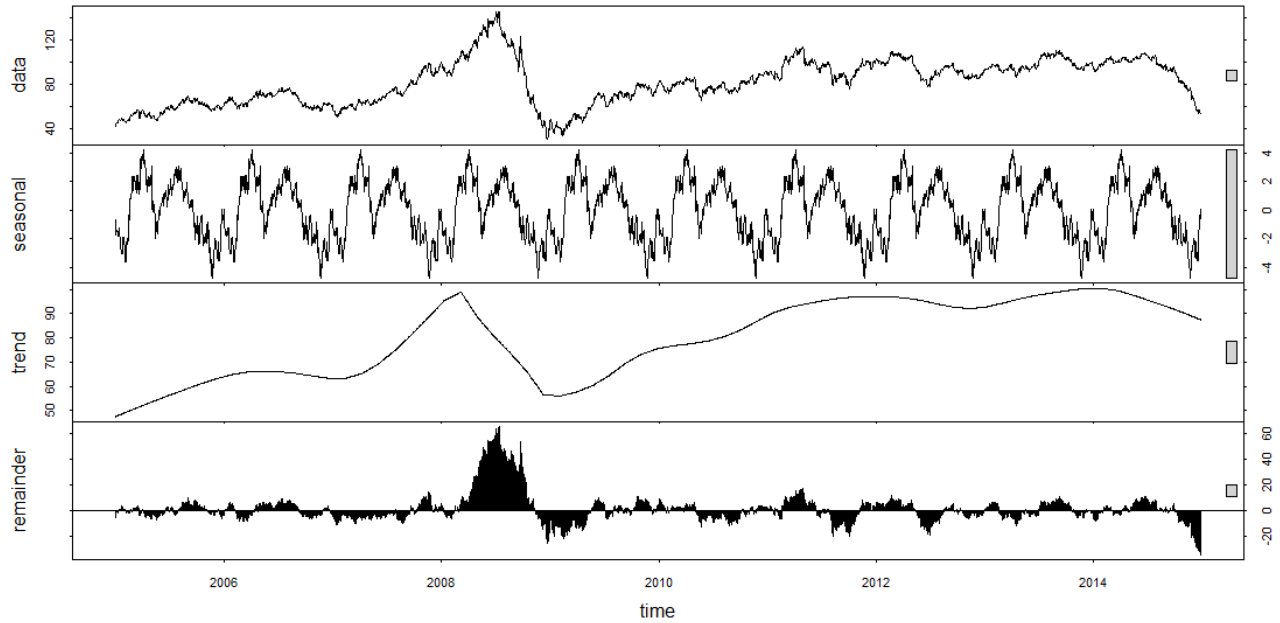
- [41] Yahoo Finance. Dipetik Maret 15, 2015, dari YCHARTS:  
[https://ycharts.com/indicators/british\\_pound\\_exchange\\_rate](https://ycharts.com/indicators/british_pound_exchange_rate)
- [42] Yahoo Finance. Dipetik Maret 15, 2015, dari YCHARTS:  
[https://ycharts.com/indicators/canadian\\_dollar\\_exchange\\_rate](https://ycharts.com/indicators/canadian_dollar_exchange_rate)
- [43] Yahoo Finance. Dipetik Maret 15, 2015, dari YCHARTS:  
[https://ycharts.com/indicators/indian\\_rupee\\_exchange\\_rate](https://ycharts.com/indicators/indian_rupee_exchange_rate)
- [44] Yahoo Finance. Dipetik Maret 15, 2015, dari YCHARTS:  
[https://ycharts.com/indicators/euro\\_exchange\\_rate](https://ycharts.com/indicators/euro_exchange_rate)
- [45] Yahoo Finance. Dipetik Maret 15, 2015, dari YCHARTS: <https://ycharts.com/indices/%5ESPX>

## LAMPIRAN A GRAFIK HASIL DEKOMPOSISI

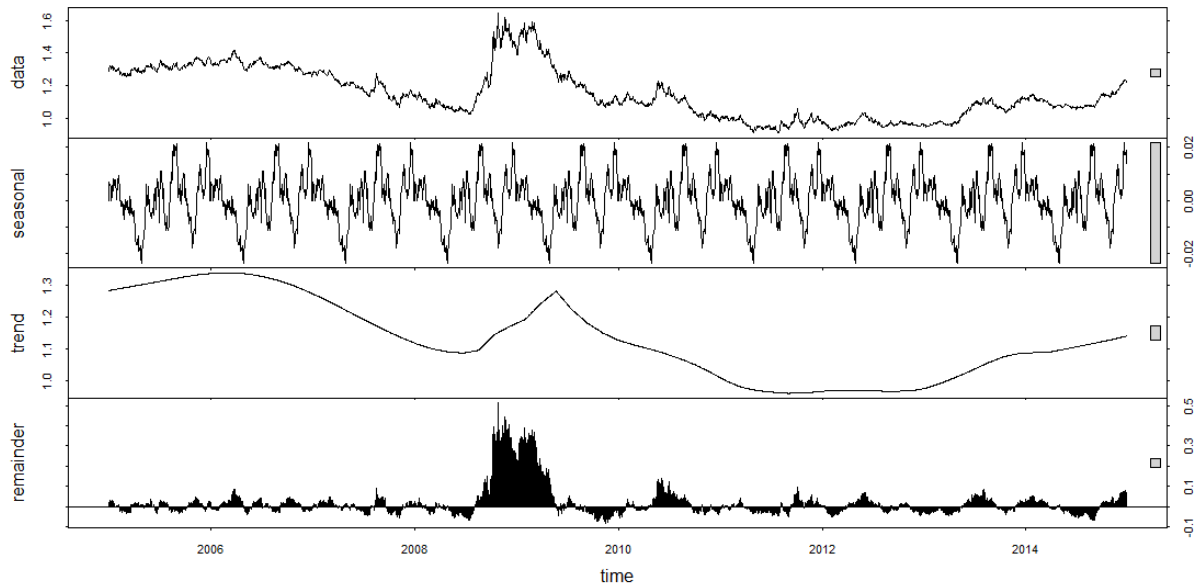
### A.1 HASIL DEKOMPOSISI HARGA MINYAK BRENT



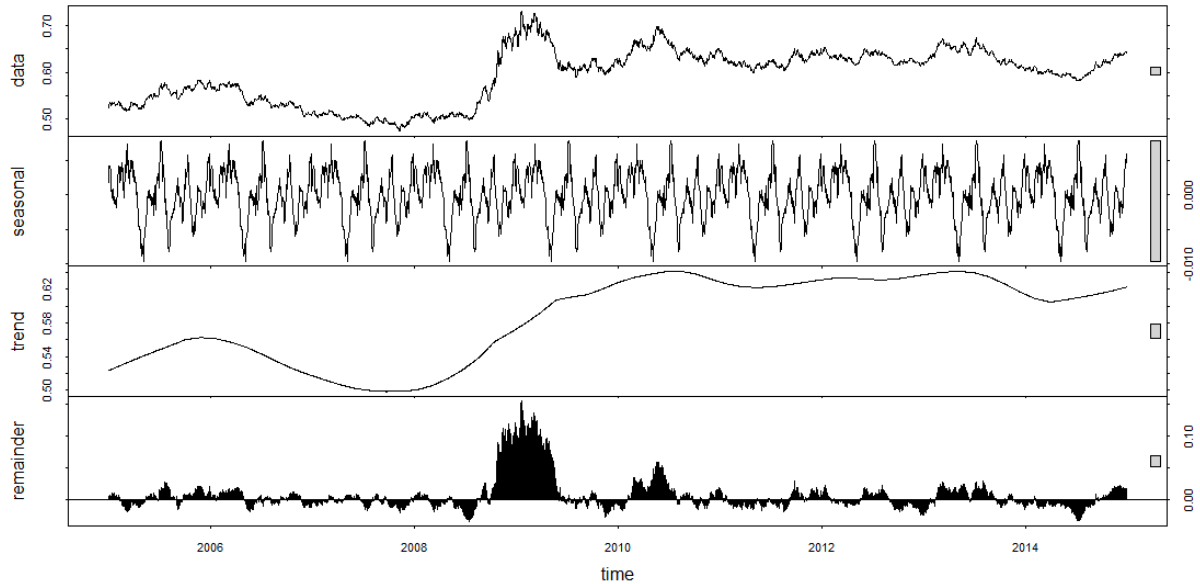
Gambar A.1 Hasil Dekomposisi Harga Minyak Brent

**A.2 HASIL DEKOMPOSISI HARGA MINYAK WTI****Gambar A.2 Hasil Dekomposisi Harga Minyak WT**

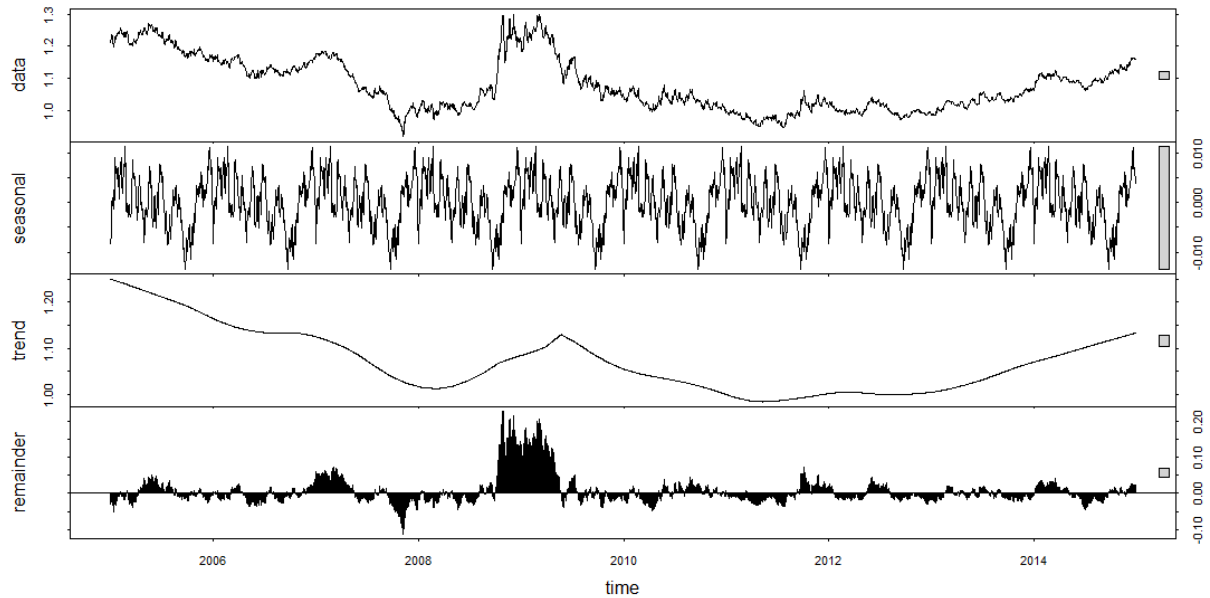
**A.3 HASIL DEKOMPOSISI USD TERHADAP AUD**



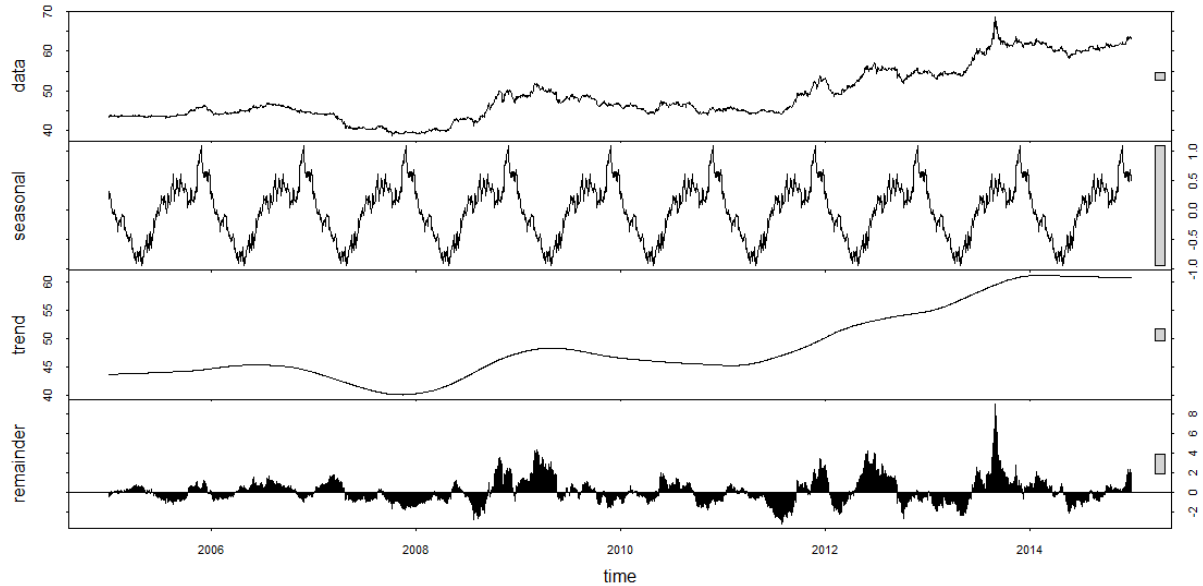
**Gambar A.3 Hasil Dekomposisi USD terhadap AUD**

**A.4 HASIL DEKOMPOSISI USD TERHADAP GBP****Gambar A.4 Hasil Dekomposisi USD terhadap GBP**

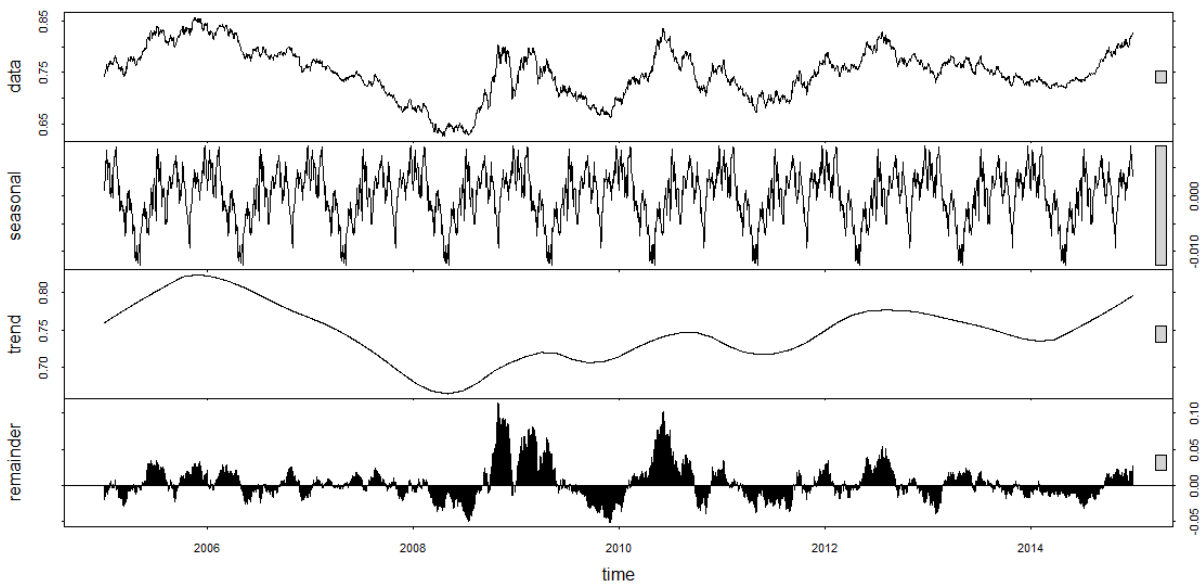
### A.5 HASIL DEKOMPOSISI USD TERHADAP CAD



**Gambar A.5 Hasil Dekomposisi USD terhadap CAD**

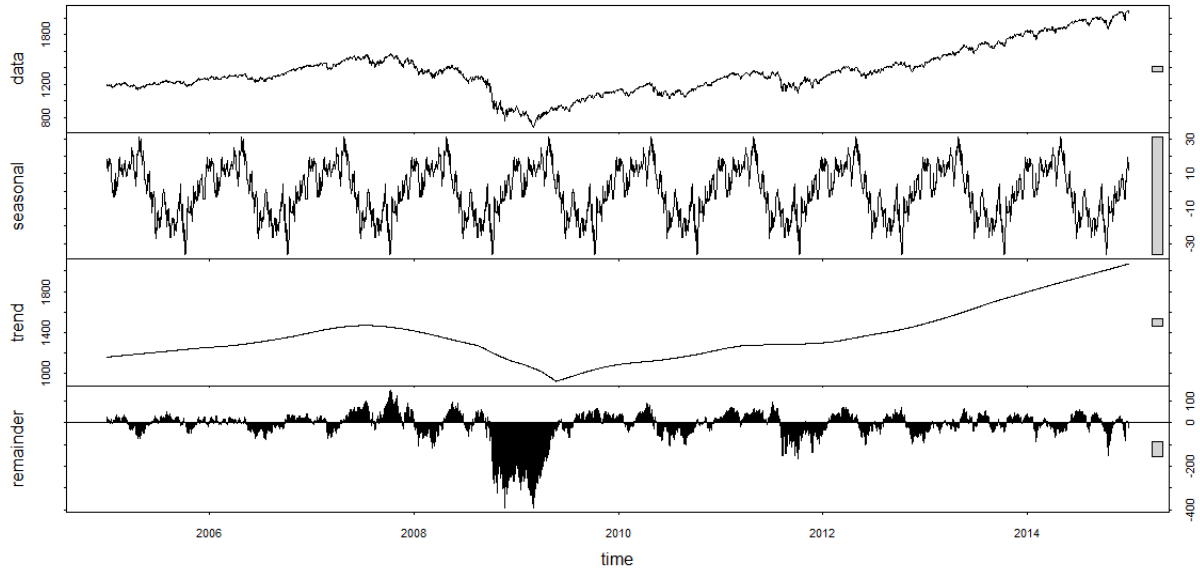
**A.6 HASIL DEKOMPOSISI USD TERHADAP INR****Gambar A.6 Hasil Dekomposisi USD terhadap INR**

**A.7 HASIL DEKOMPOSISI USD TERHADAP EURO**



**Gambar A.7 Hasil Dekomposisi USD terhadap EURO**



**A.8 HASIL DEKOMPOSISI INDEKS SP****Gambar A.8 Hasil Dekomposisi Indeks SP**

## LAMPIRAN B KODE PROGRAM

### B.1 KODE PROGRAM VALIDASI GRNN

```
%data
InputVal=dataval1'
TargetVal=dataval2'
%normalisasi
[vn, meanv, stdv, qn, meanq, stdq] = prestd(InputVal,TargetVal);
%val network
Yv = sim (grnn, vn);
%denormalisasi
Tv = poststd(Yv, meanq, stdq);
OutputVal=Tv'
```

Kode Program B.1 Validasi GRNN

### B.2 KODE PROGRAM VALIDASI BPNN

```
%data
InputVal=dataval1'
TargetVal=dataval2'
%normalisasi
[vn, meanv, stdv, qn, meanq, stdq] = prestd(InputVal,TargetVal);
%create network
net = newff(minmax(vn), [4 1], {'logsig', 'purelin'}, 'traingdx')
net.trainParam.epochs = 4500;
net.trainParam.lr = 0.7;
net.trainParam.mc = 0.9;
net = train (net,vn,qn);
Yv = sim (net, vn);
%denormalisasi
Tv = poststd(Yv, meanq, stdq);
Output=Tv'
```

Kode Program B.2 Validasi BPNN

**B.3 KODE PROGRAM PLOT HASIL PERAMALAN**

```
.....plot (T, 'r')  
.....hold  
.....plot (Target)  
.....xlabel('Periode (Hari)')  
.....ylabel('Harga Emas Harian (Dollar)')  
.....legend('Nilai Peramalan','Nilai Aktual')  
.....title('Perbandingan Data Aktual dan Data Peramalan')
```

**Kode Program B.3 Plot Hasil Peramalan**

## BIODATA PENULIS



Novianti Mega Prastanti biasa dipanggil Mega, dilahirkan di Nganjuk, Jawa Timur pada 11 Juli 1993. Penulis merupakan anak sulung dari 3 bersaudara. Penulis telah menempuh pendidikan formal di SDN Ngrombot 1, SMPN 1 Patianrowo, SMAN 1 Kertosono. Setelah lulus dari sekolah menengah penulis melanjutkan pendidikan di Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi (FTIf), Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya melalui jalur SNMPTN undangan. Di Jurusan Sistem Informasi, penulis memilih laboratorium Sistem Pendukung Keputusan dan Intelegensia Bisnis (SPK-IB) sebagai naungan untuk menyelesaikan Tugas Akhir. Selama kuliah, penulis aktif tergabung dalam kegiatan organisasi mahasiswa yaitu sebagai staff Departemen Kemahasiswaan Badan Eksekutif Mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi (BEM FTIf) tahun kepengurusan 2012/2013. Penulis juga aktif sebagai asisten praktikum di beberapa mata kuliah. Selain itu penulis juga senang mengikuti lomba karya tulis ilmiah, dengan beberapa prestasi yang didapatkan yaitu Finalis Kompetisi Karya Tulis Ilmiah (KKTI) Fakultas Teknologi Informasi 2013, Finalis Kompetisi Karya Tulis Ilmiah (KKTI) Fakultas Teknologi Informasi 2014, Finalis *Business Model Competition* IPB *Business Festival* 2014, dan penerima hibah DIKTI Program Kreativitas Mahasiswa Teknologi (PKM-T), serta penerima hibah Program Mahasiswa Wirausaha kerjasama dengan Bank Rakyat Indonesia (PMW-BRI). Penulis dapat dihubungi melalui e-mail [noviantimega0@gmail.com](mailto:noviantimega0@gmail.com).